

文章编号: 2095-2163(2022)02-0158-08

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于特征点预测的三维表情人脸合成

舒文¹, 傅钰雯², 杨健晟¹

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 贵州交通职业技术学院, 贵阳 550025)

摘要: 对于三维人脸表情合成, 基于设备的方法成本高、灵活度低, 表情的重建依赖人脸扫描过程中原始人脸表情; 基于图像的方法大部分以面部行为编码系统(FACS)为基础, 存在 FACS 兼容性较好的部分模型表现粗糙问题、合成真实度较低等问题。针对于此, 本文提出一种基于特征点预测的三维表情合成方法。在三维人脸重建效果较好的 3DMM 算法基础上, 引入加权 K 近邻算法构建表情特征点预测模型, 结合 BFM 表情模型与线性插值算法模型处理纹理遮挡问题。实验表明: 该方法较于 FACS 结合简单模型方法细节表现更强、真实度更高; 较于设备方法成本更低、自动化程度更高、整体效果良好。

关键词: 三维人脸重建; 表情合成; 特征点预测; 三维形变模型; 加权 K 近邻算法

3D expression face synthesis based on feature point prediction

SHU Wen¹, FU Yuwen², Yang Jiansheng¹

(1 School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Guizhou Transportation Vocational and Technical College, Guiyang 550025, China)

[Abstract] Three-dimensional facial expression synthesis has received extensive attention from researchers in recent years. Among the existing methods, equipment-based methods have high cost and low flexibility. The reconstruction of facial expressions relies on the original facial expressions in the face scanning process. Most of the image-based methods belong to FACS (Facial Action Coding System) which leads to problems such as rough performance of some models that are compatible with FACS and low synthetic reality. In order to obtain a better 3D facial expression synthesis effect with lower cost and higher flexibility, a 3D expression synthesis method based on feature point prediction is proposed. On the basis of the 3DMM (3D morphable model) algorithm with good 3D face reconstruction effect, the weighted K nearest neighbor algorithm is introduced to construct the expression feature point prediction model combined with BFM (Basel Face Model). The expression model and the linear interpolation algorithm model deal with the problem of texture occlusion. Experiments show that this method has stronger detailed performance and higher fidelity than the FACS combined with simple model method, lower cost than the equipment method, higher degree of automation, and good overall effect.

[Key words] three-dimensional face reconstruction; expression synthesis; feature point prediction; three-dimensional deformation model; weighted K-nearest neighbor algorithm

0 引言

三维人脸表情合成在近年来得到了越来越多的关注, 影视领域、仿人机器人、虚拟现实、三维游戏、三维人脸识别等多个领域都对三维表情人脸合成提出了更高的要求^[1-4]。

三维表情人脸的合成通常分为三维人脸重建与表情合成两个部分。目前, 三维人脸重建方法主要分为基于设备的三维人脸重建与基于图像的三维人脸重建。基于设备的三维人脸重建利用高精度的三维扫描仪对人脸扫描, 得到高质量三维人脸数据。但该方法具有成本高、采集时间较长、对采集过程中

采集对象的姿态要求高等特点, 使基于设备的方法通常仅在实验室中完成。此外, 基于设备的方法也由于采集的三维人脸数据仅为当前采集表情人脸的数据, 在表情合成上难以完成多种不同表情的转换^[5]。而基于图像的三维人脸重建由于其成本低、灵活度高等特点, 得到了大量研究者的青睐。由于重建模型本身点云数的不同从而引起了模型精细程度不同, 也使基于模型方法的三维表情合成中, 基于不同模型的方法重建效果区别较大^[6-7]。目前, 国内对于三维人脸表情的研究大部分通过 FACS (Facial Action Coding System) 表情编码系统与简单三维人脸模型的结合完成。但由于部分模型自身点

基金项目: 贵州省科学技术基金(黔科合基础[2018]1030); 贵州省教育厅创新群体(黔教合 KY 字[2021]012)。

作者简介: 舒文(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉检测技术; 傅钰雯(1988-), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 大数据分析;

杨健晟(1987-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 机器视觉检测技术。

收稿日期: 2021-09-25

云过少所带来的模型细节表现较差问题,也使最终三维人脸表情合成效果较差。而更多细节表现良好的参数化模型中,对于三维表情合成的研究较少。一方面,利用 FACS 系统对模型进行改变时,并不如部份模型那样,能够通过较少的地标点改变而达到效果;另一方面,合成更多的是通过人为调整参数的方式进行表情的改变^[8-9]。

徐雪绒^[10]在单张正面照片的基础上,结合 CANDIDE-3 与 FACS,完成对人脸的重建与三维表情合成。郭帅磊^[11]利用 Kinect 体感设备,采集多张人脸彩色图像与深度图像,在此基础上结合 FACS 完成人脸表情的合成,相较于 CANDIDE-3 模型最终使表现得到了改良,但灵活度较低,成本较高。Garrido^[12]提出了一种基于图像的人脸视频再现方法,对不同的两个面部表情视频进行比较匹配,能够在保留背景的前提下完成表情面部替换。但该方法对数据集要求高、且仅完成面部替换,无法完成真正的三维表情合成。

在上述基础上,本文提出一种基于表情特征点预测的三维人脸表情合成方法。其方法在自然表情人脸的基础上,对其它表情人脸特征点分布进行预测;利用预测特征点,在 3DMM (3D Morphable Model)^[13]的基础上,结合 FaceWarehouse 三维人脸数据库^[14]发布的表情基,完成对表情人脸的三维重建,从而完成了三维人脸的表情合成。文章通过基于表情特征点预测的三维人脸表情合成方法,完成了对快乐表情与悲伤表情下的重建。重建方法仅需要一张正面自然表情人脸图像,就能够完成多表情下的人脸三维模型合成。

1 基于 3DMM 的三维人脸重建

基于 3DMM 的三维人脸重建方法对单幅图像中人脸的特征点进行标注,之后利用所标注的特征点,结合参数化模型 Basel Face Model (BFM)^[15]进行人脸的三维重建。方法在整个重建过程中仅需要一张人脸图像,这也使得基于 3DMM 三维人脸重建方法灵活度非常高,其整体流程如图 1 所示。

在基于特征点的三维人脸重建中,首先要对图像中的人脸区域进行提取,再对人脸区域进行特征提取,最后利用三维人脸重建技术,结合提取的特征点完成人脸的三维重建。

人脸检测利用 Adaboost 结合 Haar 特征,在 AFLW2000-3D 数据集^[16]的基础上,加入部分手动标记的生活人脸照片完成对新的数据集进行处理。

将所有的图像处理为 40 * 40 大小的灰度图像,其处理方法如式(1)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_0 &= \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} - (\max(x_i) - \min(x_i)) * 0.6 \\ \hat{y}_0 &= \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} - (\max(y_i) - \min(y_i)) * 0.6 \\ \hat{k} &= (\max(x_i) - \min(x_i)) * 1.2 \\ \hat{g} &= (\max(y_i) - \min(y_i)) * 1.2 \end{aligned} \tag{1}$$

式中, (x_0, y_0) 为人脸区域中心点坐标, k, g 分别为区域的宽和高。

经过处理后的部分样本图像如图 2 所示。

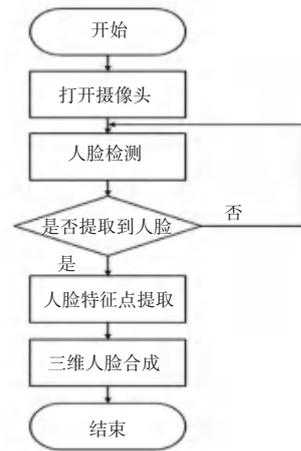
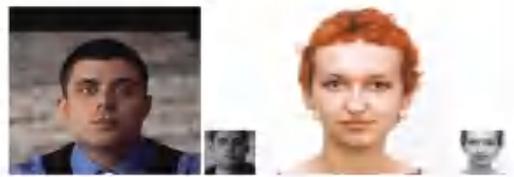


图 1 三维人脸重建流程

Fig. 1 3D face reconstruction flow chart



(a) 男性脸部处理 (b) 女性脸部处理

图 2 部分数据处理样例图

Fig. 2 Part of the data processing sample diagram

将预处理后得到的新数据集作为正样本数据集,利用无人脸的生活照与风景照等作为负样本,利用 OpenCV 训练框架进行训练,最终模型人脸区域提取结果如图 3 所示。

特征点提取在 ERT (Ensemble of Regression Trees)算法^[17]与 ASM (Active Shape Models)算法基础上,分别进行了实验。选用 300 W 人脸数据集作为训练数据集,在 AFLW2000 部分数据上进行测试,对 ERT 下的 3 棵 GBDT (Gradient Boosting

Decision Tree)树情况与 ASM 分别进行了实验,得到结果如图4所示。

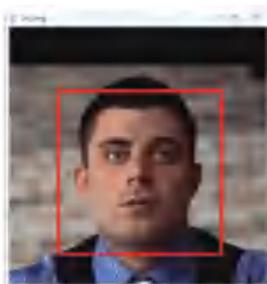
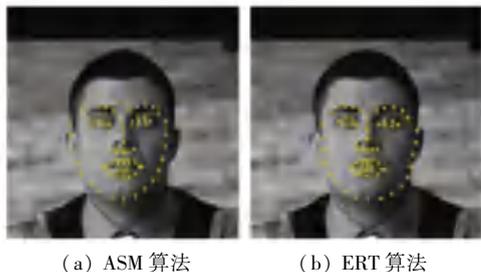


图3 人脸区域提取示意图

Fig. 3 Schematic diagram of face region extraction

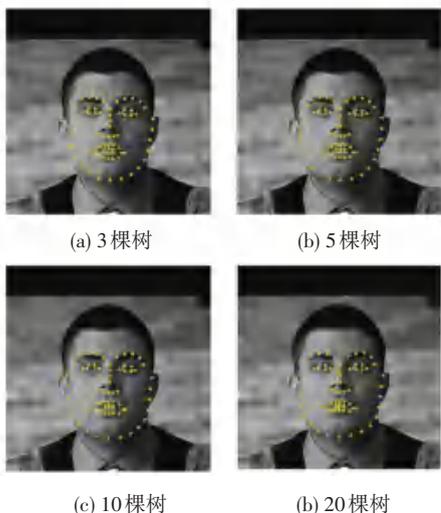


(a) ASM 算法 (b) ERT 算法

图4 ASM 算法与 ERT 算法对比图

Fig. 4 ASM algorithm and ERT algorithm comparison chart

由实验结果可见,ASM 算法相比 ERT 算法而言,在特征点拟合上效果略差,在细节的拟合上 ERT 更加的优秀。选择在整个三维人脸重建上使用 ERT 作为特征点提取方法。后续对不同 GBDT 树木下的 ERT 算法进行试验得到结果如图5所示。



(c) 10 棵树 (d) 20 棵树

图5 ERT 不同树木算法对比图

Fig. 5 Comparison chart of ERT different tree algorithm

图5中按照顺序分别是3棵树、5棵树、10棵树、20棵树下的特征点定位表现。可以发现,随着树的增加其拟合效果也越来越好。但是,树的增加带来了时效性的降低,而且在实验中10棵树之后收敛效果有限。综合考虑,最终采用10棵树下的迭代

模型作为特征点定位模型。

3DMM 是应用广泛的一种参数化模型重建方法,共利用三维人脸数据结合 PCA(主成分分析法)建立了一个三维人脸的参数化模型。参数化模型的搭建依赖于 BFM 数据集,通过对数据集进行处理,模型得到了 $3N * 199$ 的特征向量矩阵。其中, N 为 BFM 数据集中每一张三维人脸的顶点数量,每一个顶点都有其对应的3个三维坐标值与3个 RGB 纹理分量。由于 BFM 数据集缺少表情表达,利用 FaceWarehouse 对 3DMM 模型下的表情部分进行补足,得到带表情下的三维人脸重建模型:其 3DMM 参数化模型最终为:

$$S_n = \bar{S} + A * w_1 + E * w_2 \quad (2)$$

式中, S_n 为改变后的模型; \bar{S} 为归一化处理后的平均人脸(均人脸是平均中性人脸加上平均表情人脸后的分布); A 是 BFM 模型中经过处理后的特征矩阵; w_1 是相对应的特征值(通过改变 w_1 则能够得到不同的 S_n 分布); E 为表情向量矩阵; w_2 为其对应的特征值分布。

对应的 3DMM 中的纹理模型为:

$$T_n = \bar{T} + C * \beta \quad (3)$$

式中, T_n 是改变后的纹理; \bar{T} 是平均纹理; C 是经过处理过后的特征矩阵; β 是其相对应的特征值矩阵; 改变 β 就能够得到不同的纹理。

对 AFLW2000 数据集下的部分图像进行三维人脸形状重建,其效果如图6所示。



图6 部分图像三维人脸重建图

Fig. 6 Partial image 3D face reconstruction

2 基于表情特征点预测的三维人脸表情合成

为了建立同一张人脸中当前表情至其他表情的模型,需要先确定当前人脸表情,在此基础上建立自然表情人脸至高兴表情人脸与悲伤表情人脸下的特征点预测模型。其整体流程如图7所示。

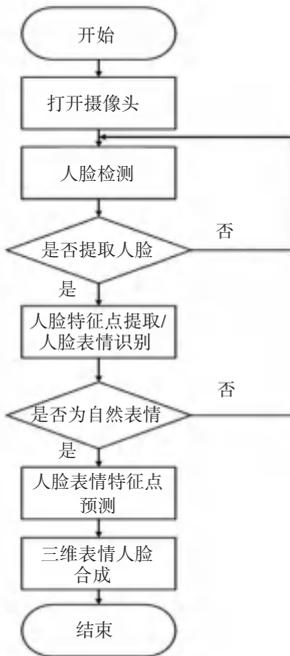


图 7 整体流程图

Fig. 7 Overall flow chart

如图 7 所示,文章在表情人脸的重建基础上,加入了表情识别与表情特征点分布预测。通过引进这两个模块,从而完成了三维表情人脸的预测。

2.1 人脸表情识别

在当前应用较为广泛的算法中,基于卷积神经网络 CNN(Convolutional Neural Networks)的表情识别得到了很多的应用。然而,浅层 CNN 在实际应用中精度仍有提高的空间。在 CNN 的基础上,牛津大学的视觉几何组与 Google DeepMind 公司的研究员共同提出了一种深度卷积神经网络结构 VGGNet (Very Deep Convolutional Networks)^[18]。VGGNet 在很多图像处理应用中,效果相比 CNN 更为优秀。通过在 fer2013 数据库^[19]的基础上加入了部分 jaffe 数据库^[20]与 ck+数据库^[21]数据作为训练及测试数据,在不同的数据集中 VGGNet 与 CNN 的对比结果见表 1。

表 1 不同算法对比表

Tab. 1 Comparison table of different algorithms

数据集	VGGnet-16/%	CNN/%
fer2013	68.5	60.9
ck+	94.1	87.4
jaffe	93.7	86.0

可以看到,在不同的数据集中 VGGNet 较 CNN 拥有更高的识别率。其中,fer2013 中识别率相对较低的原因是 fer2013 数据库非常复杂,人眼对 fer2013 的识别率也仅为 65%左右。综合判断下,

VGGNet 模型在不同数据集中都有良好的识别效果。

由于最终目的是为了区分中性脸与表情脸,于是对表情脸识别率进行融合,最终对于表情识别中,中性脸与表情脸进行误检率与查准率的计算。文中误检率是指表情脸被识别为中性脸的比例,而查准率是指中性脸被正确识别的比例。在实验中,误检率越低则越好,也意味着越少表情脸被误判为中性脸,而查准率则越高越好。其融合后的表现见表 2。

表 2 融合后不同数据集验证表

Tab. 2 Verification table for different data sets after fusion

数据集	误检率/%	查准率/%
fer2013	2.3	70.8
ck+	0.5	98.7
jaffe	0.9	88.9

最终表情预测效果如图 8 所示。

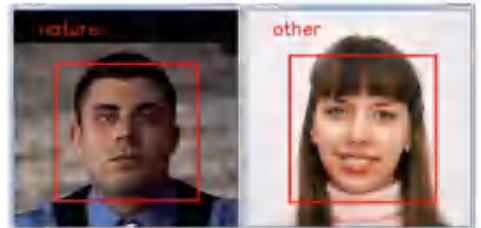


图 8 表情预测效果示意图

Fig. 8 Schematic diagram of expression prediction effect

2.2 人脸表情特征点预测

特征点预测所采用的相关数据由 ck+人脸数据库中得到。在 ck+人脸数据库中,共提供了包括中性脸在内的 8 种表情,从其视频序列的表情库中,选取其中的中性脸与表情脸中的笑脸与悲伤脸,分类时利用 ck+数据库提供的表情标签进行分类。

在人脸表情特征点实际预测中,由于每一个人开心或悲伤时表情变化的程度难以量化(如从微笑到大笑都可属于开心的表情),所以在数据分类时,所有表情分类时都选择视频序列中由中性脸变为指定表情脸中的最终表情作为分类依据,从而最大程度避免了由于表情程度不同带来的预测误差。

其中部分样本如图 9 所示。



图 9 CK+数据库部分样本示意图

Fig. 9 Schematic diagram of some samples of CK+ database

人脸特征点提取中共完成了 68 个特征点的提取,特征点分布于二维坐标系内,所以 68 个特征点共产生了 136 个输入。对数据集中的部分样本特征点进行显示,红色为自然表情人脸特征点分布,黄色为对应的表情人脸特征点分布,其特征点分布图像如图 10 所示。



图 10 CK+部分数据特征点分布图

Fig. 10 Distribution map of CK+ part of the data feature points

为了减小由于位置与角度带来的误差,文章对所有的人脸进行归一化处理,其归一化处理步骤如下:

(1) 设两外眼角距离为 d_1 、内眼角 d_2 , 计算其平均距离 d 。计算方法如下:

$$d = \frac{d_1 + d_2}{2} \quad (4)$$

计算其缩放比例为:

$$scale = \frac{100}{d} \quad (5)$$

式中, $scale$ 为缩放比例, 100 为可修改的参数, 表示将 d 经过缩放变化到 100 个像素的标准系下。当像素标准系参数越小, 缩放变换后的特征点分布越密集。

(2) 通常认为正脸图片中两眼应当处于同一水平线, 通过双眼眼角的偏移角来计算特征点分布的旋转角。特征点两个内眼角坐标分别为 (x_{40}, y_{40}) 、 (x_{43}, y_{43}) , 其内眼角距离为 d_2 , 两点距离原点坐标分别为:

$$\begin{cases} d_3 = \sqrt{x_{40}^2 + y_{40}^2} \\ d_4 = \sqrt{x_{43}^2 + y_{43}^2} \end{cases} \quad (6)$$

式中, d_3 、 d_4 为两个内眼角与坐标原点之间的距离。记旋转后两内眼角坐标分别为 (x_{n1}, y_{n1}) 、 (x_{n2}, y_{n2}) , 无旋转时两眼高度应当相同, 联立相关条件为:

$$\begin{cases} x_{n1}^2 + y_{n1}^2 = d_3^2 \\ x_{n2}^2 + y_{n2}^2 = d_4^2 \\ (x_{n2} - x_{n1})^2 + (y_{n2} - y_{n1})^2 = d_2^2 \\ y_{n2} = y_{n1} \end{cases} \quad (7)$$

利用上式能够解出旋转后的新坐标, 最终计算其旋转角 θ 为:

$$\theta = \arccos\left(\frac{|d_3^2 - d_4^2|}{2 * d_4 * d_2}\right) - \arctan\left(\frac{y_{43}}{x_{43}}\right) \quad (8)$$

(3) 在经过缩放与旋转后, 将所有特征点平移至相同参考系之下, 通过计算各个样本特征点 x 轴与 y 轴的平均坐标值, 以平均点坐标为原点建立新的坐标系。归一化缩放以及旋转公式为:

$$\begin{cases} xn_{ij} = scale_j * \sqrt{x_{ij}^2 + y_{ij}^2} * \cos(\arctan(\frac{y_{ij}}{x_{ij}}) + \theta_j) \\ yn_{ij} = scale_j * \sqrt{x_{ij}^2 + y_{ij}^2} * \sin(\arctan(\frac{y_{ij}}{x_{ij}}) + \theta_j) \end{cases} \quad (9)$$

在 x 与 y 轴平移公式为:

$$\begin{cases} xn1_{ij} = xn_{ij} - \sum_{i=1}^{68} \frac{xn_{ij}}{68} \\ yn1_{ij} = yn_{ij} - \sum_{i=1}^{68} \frac{yn_{ij}}{68} \end{cases} \quad (10)$$

通过上述归一化后, 将所有人脸特征点分布进行对齐, 其对齐的人脸表情特征分布如图 11 所示。



(a) 开心人脸特征 (b) 悲伤人脸特征

图 11 部分数据特征点归一化图

Fig. 11 Normalized map of part of data feature points

归一化后对同一人的不同表情特征分布分析发现: 在实际表情变化中, 特征点位置的变化仅出现在部分位置。如图 11 中, (a) 为开心人脸与中性人脸的特征点分布对比; (b) 为悲伤人脸与中性表情人脸特征点分布对比。两种表情中在表情变化时变化区域有所不同, 而图 12 中能够明显看出, 在不同表情变化中, 有很大一部分的特征点几乎没有变化, 其中变化的只是一部分。本文希望通过尽量少的特征点表示完整的人脸表情变化, 于是对不同表情下的变化区域进行选取, 选取方式为欧氏距离:

$$dis_n = \frac{\sum_{k=1}^K \sqrt{(xe_{nk} - x_{nk})^2 + (ye_{nk} - y_{nk})^2}}{K} \quad (11)$$

通过实验, 人为选取欧式距离小于 0.25 的点,

得到在开心表情下变化的主要区域为嘴巴下颌, 悲伤表情下变化的主要区域为嘴巴与眉毛。

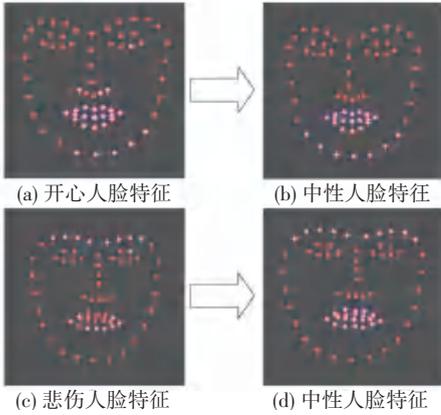


图 12 不同表情下变化区域选择

Fig. 12 Selection of area under different expressions

针对不同表情选取出不同的变化区域与其对应的关键特征点后, 利用神经网络与加权 K 值最近邻算法, 分别建立表情特征点预测模型。最终效果如图 13 所示。



图 13 不同算法下表情预测效果对比

Fig. 13 Comparison of expression prediction effects under different algorithms

图 13 中, A、B 为加权 K 值最近邻算法预测效果, C、D 为神经网络预测结果。在真实感上能够看出, 加权 K 值最近邻算法预测效果要优于神经网络。考虑是由于 $ck+$ 数据集数据量不足导致。

2.3 基于特征点预测的三维表情重建

结合表情特征点预测与三维人脸重建, 对三维表情模型进行预测, 得到 3 种表情下的三维人脸表情合成效果, 如图 14 所示。

图 14 中, 是利用特征点预测的方法结合三维人脸重建技术, 达到了在仅有一张自然表情人脸的情况下, 完成人脸其他表情下的三维人脸形状重建。

在基于参数化模型的人脸重建中, 由于参数化模型的纹理信息来自有限的人脸, 在实际应用中与直接取得真实纹理相比, 在真实感上仍然有着较大

的欠缺。然而, 从二维图像中直接取得纹理时, 受到图像人脸姿态影响较大, 导致部分区域无法取得纹理时, 会产生失真现象, 如图 15 所示。



图 14 三维人脸表情合成效果图

Fig. 14 3D facial expression synthesis rendering



图 15 三维人脸真实纹理效果图

Fig. 15 3D face real texture renderings

如图 15 所示, 即便是正脸照片也存在部分遮挡带来的失真现象。若当前姿态与正脸存在较大角度偏差时, 情况会更加严重。针对此种情况, 本文提出了一种在耳部区域进行纹理逐步变换的方法, 对纹理进行更新。具体步骤如下:

(1) 得到模型中耳朵的区域。

(2) 对区域中的所有点, 按照深度信息由低至高进行排序, 即与鼻尖的深度距离远的点会排在靠后的位置。

(3) 按照顺序对纹理进行更新。更新时, 利用原始参数化模型中纹理模型来进行。记原始参数化模型中的平均纹理为 tex , 真实纹理模型纹理为 col , 则有:

$$col_n = col_k - (tex_k - tex_n) \quad (12)$$

对纹理进行更新后,效果如图 16 所示。

如图 16 所示,经过纹理更新后失真的情况已经得到了改善。

最终,本文方法与文献[22]中的 Candide-3 模型结合 FACS 系统算法进行对比,如图 17 所示。



图 16 纹理更新图

Fig. 16 Texture update map



图 17 表情合成算法对比图

Fig. 17 Comparison chart of expression synthesis algorithms

本文方法与其它表情合成与三维表情人脸建模方法比较结果见表 3。

表 3 不同算法对比

Tab. 3 Comparison of different algorithms

方法	所需图像	合成方式
本文方法	只需 1 张	自动
文献[23]等三维表情人脸重建方法	表情与模型一一对应	自动
文献[24]等调整表情参数方法	只需 1 张	手动

3 结束语

本文提出了一种基于特征点预测的三维表情人脸合成方法,实验表明,此方法相较于传统的单幅表情图像对应单个三维表情人脸方法更加的灵活;相较于人工调节表情参数的方法,实现了自动化合成;相较于 candide-3 模型集合 FACS 编码系统的方法,重建效果更加良好。

由于表情特征点预测对数据集依赖较大,未来可能会建立一个标准较为统一且数据量更大的表情

数据集,也希望利用模型完成在拥有一副正脸图像的情况下,自动生成人脸对应的所有三维动画。

参考文献

- [1] 杨罗坤. 基于多幅照片的三维人脸重建算法研究和实现[D]. 南京:南京邮电大学, 2018.
- [2] 苏越阳,万静,易军凯. 基于单幅正面照和统计模型的三维人脸重建方法研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2019, 46(1):104-109.
- [3] 蔡麟,郭玉东,张举勇. 基于多视角的高精度三维人脸重建[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(2):305-314.
- [4] RICHARDSON E, SELA M, KIMMEL R. 3D face reconstruction by learning from synthetic data [C]//2016 fourth international conference on 3D vision (3DV). IEEE, 2016; 460-469.
- [5] 靳宏伟. 基于形变模型的多视图人脸图像的三维重建[D]. 西安:西北大学, 2018.
- [6] TBAGAUTDINOV, WU C, SARAGIH J, et al. Modeling Facial Geometry Using Compositional VAEs [C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018.
- [7] GUO Y, CAI J, JIANG B, et al. Cnn-based real-time dense face reconstruction with inverse-rendered photo-realistic face images [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 41(6): 1294-1307.
- [8] 蒋巍,卢娜. AAM-Candide 结合的快速表情动画合成模型[J]. 科技通报, 2017, 33(9):191-194.
- [9] 陈续旭. 基于 Candide-3 模型的人脸图像表情生成研究[D]. 山东财经大学, 2014.
- [10] 徐雪绒. 基于单张正面照片的三维人脸建模及表情合成的研究[D]. 成都:西南交通大学, 2011.
- [11] 郭帅磊. 基于深度彩色图像的三维人脸表情合成研究[D]. 长春:长春理工大学, 2017.
- [12] GARRIDO P, VALGAERTS L, REHMSEN O, et al. Automatic face reenactment [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014; 4217-4224.
- [13] ROMDHANI S, BLANZ V, VETTER T. Face Identification by Fitting a 3D Morphable Model Using Linear Shape and Texture Error Functions [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2353:3-19.
- [14] CAO C, WENG Y, ZHOU S, et al. FaceWarehouse: A 3D Facial Expression Database for Visual Computing [J]. IEEE transactions on visualization and computer graphics, 2014, 20(3):413-425.
- [15] PAYSAN P, KNOTHE R, AMBERG B, et al. A 3D face model for pose and illumination invariant face recognition [C]//2009 sixth IEEE international conference on advanced video and signal based surveillance. Ieee, 2009; 296-301.
- [16] MARTINKÖSTINGER, WOHLHART P, ROTH P M, et al. Annotated Facial Landmarks in the Wild: A large-scale, real-world database for facial landmark localization [C]// IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV 2011 Workshops, Barcelona, Spain, November 6-13, 2011. IEEE, 2011.
- [17] KAZEMI V, SULLIVAN J. One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees [C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2014.

(下转第 169 页)