

# 基于深度卷积网络的3D人脸重构算法

陈娜

(兰州工业学院计算机与人工智能学院,甘肃兰州730050)

**摘要:**基于单张人脸图片的3D人脸模型重构,无论是在计算机图形领域还是可见光成像领域都是一个极具挑战性的研究方向,对于人脸识别、人脸成像、人脸动画等实际应用更是具有重要意义。针对目前算法复杂度较高、运算量较大且存在局部最优解和初始化不良等问题,本文提出了一种基于深度卷积神经网络的单张图片向3D人脸自动重构算法。该算法首先基于3D转换模型来提取2D人脸图像的密集信息,然后构建深度卷积神经网络架构、设计总体损失函数,直接学习2D人脸图像从像素到3D坐标的映射,从而实现了3D人脸模型的自动构建。算法对比与仿真实验表明,该算法在3D人脸重建上的归一化平均误差更低,且仅需一张2D人脸图像便可自动重构生成3D人脸模型。所生成的3D人脸模型鲁棒性好,重构准确,完整保留表情细节,并且对不同姿态的人脸也具有较好的重建效果,能够在三维空间中无死角自由呈现,将满足更多实际应用需求。

**关键词:**3D人脸重构;2D人脸图像;深度神经网络;卷积网络;3D转换模型

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2022.06.022

## 3D face reconstruction algorithm based on deep convolutional networks

CHEN Na

(School of Computer Science & Artificial Intelligence, Lanzhou Institute of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:**The reconstruction of 3D facial model based on single face image is a challenging research direction both in the field of computer graphics and visible light imaging area, and for face recognition, facial imaging, facial animation and other practical applications are of great significance. In view of the present high computational complexity, large operation quantity, local optimal solution and poor initialization and other problems, a convolutional neural network based on the depth of single image to 3D face reconstruction algorithm is proposed in this paper. Firstly, the intensive information of the 2D face image is extracted based on the 3D transformation model, then a depth convolution neural network architecture is constructed to design an overall loss function, and to directly study of 2D face image from the pixel to the 3D coordinate mapping. Thus, the automatic construction of the 3D face model is achieved. Comparison of algorithms and simulation experiments show that the proposed algorithm in 3D face reconstruction on the normalized average error is lower, and only a 2D image face can be automatic refactoring generated 3D model face. The generated

**基金项目:**甘肃省教育厅2018年科研一般项目“甘肃省少数民族图案艺术特征提取和识别算法的应用研究”(No. 2018A-128);兰州工业学院2019年度兰州工业学院青年科技创新项目“基于知识表示的网络学习平台个性化资源推荐研究”(No. 2019k-009);2020年度兰州市社科规划项目《参与式影像在兰州历史文化中的创新与运用研究》(No. 20-014C);2021年甘肃省高等学校创新基金项目(No. 2021B-311)资助。

**作者简介:**陈娜(1979-),女,硕士,副教授,主要研究方向为人工智能,大数据,数字媒体技术,图像处理。

**收稿日期:**2021-07-21; **修订日期:**2021-08-18

3D model face has good robustness, accurate reconstruction, complete preservation of facial details, and good reconstruction effect for faces with different postures. It can be freely presented in three-dimensional space, which will meet more practical application needs.

**Keywords:** 3D face reconstruction; 2D face images; deep neural network; convolutional network; 3D transformation model

## 1 引言

基于单张人脸图片的 3D 人脸重构,无论是在计算机图形<sup>[1]</sup>还是光学成像<sup>[2]</sup>领域均是一个极具挑战性的研究方向。由于人脸丰富的差异特征,能够在性别、身份以及当前兴起的识别、支付等领域广泛运用<sup>[3]</sup>。但随着科技的不断发展,二维人脸图片的局限性越发明显,而 3D 人脸具有更为全面的信息、更强的鲁棒性,得到国内外学者更为广泛的关注<sup>[4]</sup>。

目前,关于基于单张人脸图片的 3D 人脸重构研究主要可以分为三类:基于统计模型的 3D 人脸重构、基于单一模板的 3D 人脸重构以及基于深度学习的 3D 人脸重构。其中,基于统计模型的 3D 人脸重构主要是依赖训练数据的统计分析,进而运用主成分分析等方法生成 3D 人脸模型<sup>[5-7]</sup>。该方法虽然可以有效地生成 3D 人脸模型,但对人脸五官及面部表情的描述有限。基于单一模板的 3D 人脸重构是使用输入图像作为指导,根据初始反射率和参考模型表面的几何形状找到阴影的初始估计位置,迭代计算位置区域的投影位置及深度信息,之后使用所获得的阴影特征信息构建 3D 人脸模型<sup>[8-9]</sup>。该方法并不能有效地将人脸模板变换到期望的形态,或多或少存在与真实人脸有信息差异的问题。基于深度学习的 3D 人脸重构则是收到近年深度学习对图像特征信息自主学习的启发,通过神经网络自主训练图像与参数、几何关系之间的映射关系,从而利用有限的 2D 人脸图像信息自主训练生成 3D 人脸模型的方法<sup>[10-12]</sup>。

国内近年也有许多学者致力于这方面研究,例如文献[13]首先对 2D 人脸图像标准化,使用光照信息和对称纹理重构人脸自遮挡区域的纹理;然后依据 2D-3D 点对应关系从标准化的 2D 人脸图像获取相应的 3D 人脸纹理,结合人脸形状重构和纹理信息,最终得到最终的 3D 人脸重构结果。文献[1]通过重新渲染合成的方法将参数化模型拟合到输入的多视角图片,然后在纹理域上求解一个光流问题

来获取不同视角之间的对应关系;通过对应关系可以恢复出人脸的点云,并利用基于明暗恢复几何的方法来恢复人脸细节;从而提出了一种多阶段优化的方法来解决基于多视角图片在未知姿态、表情以及光照条件下的高精度三维人脸重构问题。文献[14]针对人的脸部特征复杂、细节纹理丰富,获取高精度人脸 3D 模型成本高、工作量大的问题,利用球形灯光装置建立 6 种不同的光照模式,并利用偏振光特性对镜面反射光和漫反射光进行分离;利用单向梯度光图像,并基于双向反射分布函数(BRDF)得到反射光方向与法线方向的关系,通过计算获取镜面反射和漫反射法线图,从而提出了一种基于梯度光图像的高精度 3D 人脸重构算法。

然而,这类 3D 人脸重构算法由于优化复杂度高,且存在局部最优解和初始化不良等问题,通常模型复杂度较高、运算量较大。鉴于卷积神经网络在图像重构方面的强大潜力,本文通过使用深度卷积神经网络直接学习 2D 人脸图像从像素到 3D 坐标的映射,从而提出了一种基于深度卷积神经网络的单张图片向 3D 人脸自动重构算法。

## 2 单张图片向 3D 人脸自动重构

### 2.1 基于 3DMM 的图像信息提取

本文首先基于 3D 转换模型(3D Morphable Model, 3DMM)来提取 2D 人脸图像的密集信息<sup>[15]</sup>:

$$A = A_0 + \sum_{i=1}^{N_{id}} p_{id}^i A_{id}^i + \sum_{i=1}^{N_{exp}} p_{exp}^i A_{exp}^i \quad (1)$$

式中,  $A$  是 3D 形状矩阵;  $A_0$  是其平均矩阵;  $A_{id}^i$  是第  $i$  个特征基;  $A_{exp}^i$  是第  $i$  个表情基;  $p_{id}^i$  是第  $i$  个特征系数;  $p_{exp}^i$  是第  $i$  个表情系数。

如图 1 所示,在基于 3DMM 的人脸信息提取中,使用了 Basel 3D 人脸模型<sup>[16]</sup>作为特征基  $A_{id}^i$  模型的基础,使用了 Face Warehouse 模型<sup>[17]</sup>作为表情基  $A_{exp}^i$  模型的基础;使用了 199 个特征基  $A_{id}^i, i = \{1, 2, \dots, 199\}$  来表征诸如高/短、轻/重等特征差

异,使用29个表情基  $A_{exp}^i, i = \{1, 2, \dots, 29\}$  来表征不同的表情,如张口,微笑,愤怒等。此外,用特征系数和表情系数的集合来表征3D面形参数,记  $p = (p_{id}^T, p_{exp}^T)^T$ 。



图1 基于3 DMM 的图像信息提取

Fig.1 Image information extraction based on 3 DMM

3D形状矩阵  $A$ , 以及  $A_0, A_{id}^i$  和  $A_{exp}^i$  均是一个  $3 \times Q$  的矩阵,包含了3D曲面上任意  $Q$  点的  $x, y, z$  坐标信息:

$$A = \begin{pmatrix} x_1, x_2, \dots, x_Q \\ y_1, y_2, \dots, y_Q \\ z_1, z_2, \dots, z_Q \end{pmatrix} \quad (2)$$

为了使3D人脸模型能够以单张2D人脸图像为基础进行重构,本文将其中人脸图像的基准点信息由一个稀疏集合表示,并用矩阵  $U$  表示这些二维信息的  $x$  和  $y$  坐标:

$$U = \begin{pmatrix} u_1, u_2, \dots, u_N \\ v_1, v_2, \dots, v_N \end{pmatrix} \quad (3)$$

从而,3D形状矩阵  $A$  与二维信息  $U$  之间的关系可以用弱透视投影(Weak Perspective Projection)来描述,即:

$$U = sRA(:, d) + t \quad (4)$$

式中,  $s$  是尺度参数;  $R$  是由三个旋转角度信息  $\alpha, \beta$  和  $\gamma$  所控制的  $3 \times 3$  旋转矩阵的前两行;  $d$  是一个  $N$ -dim 索引向量,表示与二维信息对应的有语义意义的3D顶点的索引;  $t$  是一个由  $t_x$  和  $t_y$  组成的转换参数。

通过收集所有参数相关投影,将形成投影向量  $m = (s, \alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y)^T$ 。由此,可以将任何2D人脸图像看作是3D人脸模型的平面投影。

## 2.2 DCNN 架构

鉴于目前深度学习在计算机视觉以及图像处理中的长足发展,如图2所示,本文构建深度卷积神经网络(DCNN),从输入2D人脸图像中学习非线性映射函数  $f(\Theta)$  从而对应的投影参数  $m$  和形状参数

$p$ , 然后再利用估计的参数来构造密集的3D人脸模型。

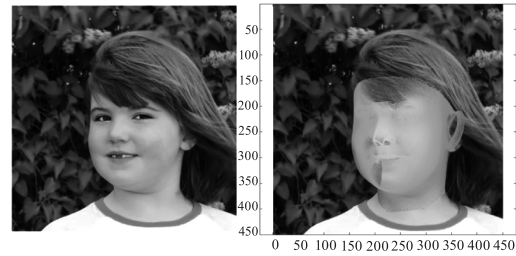


图2 基于DCNN架构的3D人脸重构

Fig.2 3D face reconstruction based on DCNN architecture

如图3所示,为本文所构建的基于深度卷积神经网络的单张图片向3D人脸重构架构。图中,两个分支共享前三个卷积模块。在第三个模块之后,使用两个相互独立的卷积网络模块来提取特定任务的特征信息,再接入两个完全连接层神经层来将特征转移到最终输出。其中,每个卷积网络模块的结构显示在左下角区域中。每个卷积网络模块由两个卷积层和一个最大池化层组成,后面是一个批处理归一化层和一个激励层。

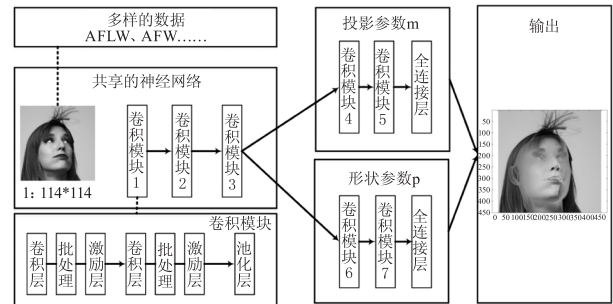


图3 基于深度卷积神经网络的单张图片向3D人脸重构架构

Fig.3 Single image reconstruction architecture based on deep convolutional neural network to 3D face

为了改进卷积神经网络的训练效果,本文使用了一个包含多个约束条件的损失函数<sup>[17-20]</sup>:参数约束条件  $G_{pr}$  使估计参数与真实值参数之间的差异最小;运用地标拟合约束条件  $G_{lm}$  降低2D人脸图像的对准误差;运用轮廓拟合约束条件  $G_c$  强制将估计的3D人脸模型的轮廓与输入图像的轮廓像素进行匹配;运用SIFT配对约束条件  $G_s$  以鼓励两张人脸图像的SIFT特征点对对应相同的3D顶点。

由此,构建总体损失函数:

$$\operatorname{argmin}_{\hat{m}, \hat{p}} G = G_{pr} + \lambda_{lm} G_{lm} + \lambda_c G_c + \lambda_s G_s \quad (5)$$

式中,  $\lambda_{lm}, \lambda_c, \lambda_s$  为权重系数。

本文 3D 人脸模型构建是通过深度卷积神经网络(DCNN)实现的。网络训练过程中,将初始全局学习率设为  $e^{-3}$ ,并在训练误差趋于平稳时将学习率降低 10 倍。将每批训练数据大小设为 32,网络衰减系数为 0.005,激励函数衰减因子设为 0.01。通过多次训练,总体损失函数的权重系数  $\lambda_{lm}$  定为 5、 $\lambda_c$  定为 1、 $\lambda_s$  定为 1。

其中,参数制约条件  $G_{pr}$  由下式定义为:

$$G_{pr} = \left\| \begin{bmatrix} p^T \\ m^T \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{p}^T \\ \hat{m}^T \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (6)$$

地标拟合制约条件  $J_{lm}$  的目标是最小化估计的 2D 人脸图像与真值 2D 人脸图像标记信息  $U_{lm} \in \mathbb{R}^{2 \times N}$  之间的差异。

3D 形状矩阵  $A(:, i_{lm})$  投影到 2D 平面上,将地标拟合制约条件  $G_{lm}$  定义为:

$$G_{lm} = \frac{1}{L} \cdot \|A(:, i_{lm}) - U_{lm}\|_F^2 \quad (7)$$

式中,  $F$  为下标,表示 Frobenius 范数;  $L$  为预定义地标的数量。

### 2.3 轮廓拟合制约条件(CFC)

由于轮廓拟合制约条件  $G_c$  的描述相对比较复杂,为此专设一小节进行阐述。

轮廓拟合制约条件的目的是使所要重构的 3D 人脸模型的投影外边界(即轮廓)与输入的 2D 人脸图像中相应的轮廓像素之间的误差最小。在将 2D 平面渲染到 3D 空间上时,可以将其外轮廓看作是背景与三维面之间的边界。

在利用人脸轮廓信息构建制约条件束过程中,需要遵循以下三个步骤:(1)检测 2D 人脸图像中的真实轮廓;(2)描述估计的 3D 形状矩阵  $A(:, i_{lm})$  上的轮廓顶点;(3)确定真实轮廓与估计轮廓的对应关系,并以拟合误差作为反馈。具体步骤如下所述。

在第一步中,鉴于 HED<sup>[21]</sup> 在检测人脸轮廓等重要边缘方面具有较高的精度,本文采用了这一较为成熟的方式来检测人脸图像上的轮廓  $U_c \in \mathbb{R}^{2 \times L}$ 。此外,对于一些训练数据集如 300W<sup>[22]</sup> 和 AFLW<sup>[23]</sup> 等,在等高线上有额外的地标标记。如图 2 所示,本文从而可以进一步细化检测到的边缘,只保留由轮廓标志确定的窄带内的边缘。

在第二步中,估计 3D 形状矩阵上的轮廓可以描述为边界顶点  $A(:, i_{lm}) \in \mathbb{R}^{3 \times L}$  的集合。通过使用

三角剖分(Delaunay triangulation)来表示形状  $A$ ,如果相邻面的表面法线的  $z$  值有符号变化,则三角形的一条边被定义为边界。这个符号的变化可以表示为可见性的变化,并将其视为边界。将与这条边相关的顶点定义为边界顶点,其集合记为  $i_{lm}$ 。

在第三步中,通过点对点的通信来评估  $U_{lm}$  和  $A(:, i_{lm})$  之间的约束。由于二维图像中只能检测出部分轮廓像素,而三维形状轮廓则通常是完整的,因此需要将二维图像上的轮廓像素与三维形状轮廓上的最近点进行匹配,从而计算出最小距离。由此,将这所有最小距离的总和定义为轮廓拟合制约条件  $G_c$ :

$$G_c = \frac{1}{L} \sum_j \min_{k \in i_{lm}} \|A(:, i_{lm}) - U_{lm}(:, j)\|^2 \quad (8)$$

为了使轮廓拟合制约条件可微,对式(8)进行改写,计算图像中最近轮廓投影点的顶点指数,即  $k^0 = \arg \min_{k \in i_{lm}} \|A(:, i_{lm}) - U_{lm}(:, j)\|^2$ 。

$$G_c = \frac{1}{L} \sum_j \cdot \|A\{:, \min_{k \in i_{lm}} \|A(:, i_{lm}) - U_{lm}(:, j)\|^2\}\} - U_{lm}(:, j)\|^2 \quad (9)$$

### 2.4 SIFT 配对制约条件(SPC)

运用尺度不变特征变换(SIFT)配对制约条件(SPC)对密集形状进行预测,使其能够预先定义的标志(如边缘、皱纹和痣等)以外的重要面部点上保持一致。

尺度不变特征变换(SIFT)描述是一种经典的局部表示方法,它对图像尺度、噪声和光照都是不变的,被广泛应用于许多基于回归的人脸对齐方法中以提取局部信息。

本文使用 SIFT 描述来检测和表示人脸图像的重要信息。人脸的不同姿态与表情,以及图像不同的尺寸、角度和光照等将构成不同的人脸标志信息。人脸标志特征越多,对 SIFT 配对制约就越强。首先,在给定的 2D 人脸图像中,对 2D 人脸图像的 SIFT 点进行检测和匹配,将匹配的 SIFT 点记为  $U_s^i \in \mathbb{R}^{2 \times L_{ij}}$  和  $U_s^j \in \mathbb{R}^{2 \times L_{ij}}$ 。匹配的 SIFT 点将覆盖在估计的 3D 形状矩阵中相同的顶点处,并记为  $A^i$  和  $A^j$ 。将 SIFT 点从 2D 人脸图像映射到 3D 形状矩阵,并根据匹配的 SIFT 点在 2D 人脸模型上计算其距离。通过从两个图像的映射,于是将 SIFT 配对制约条件(SPC)定义为:

$$G_s = \frac{1}{L_{ij}} [ \| A^i \{i_s^i\} - U_s^i \|_F^2 + \| A^j \{i_s^j\} - U_s^j \|_F^2 ] \quad (10)$$

式中,  $L_{ij}$  为预定义标志的数量;  $i_s^i$  为三维顶点且定义为:

$$i_s^i = \underset{i \in \{1, \dots, L_{ij}\}}{\operatorname{argmin}} \| A^i \{i_s^i\} - U_s^i \|_F^2 \quad (11)$$

### 3 实验分析

对于本文提出的算法,在训练过程中将 DCNN 的学习率设为恒定的 0.0001,各神经网络模块参数如图 4 所示。

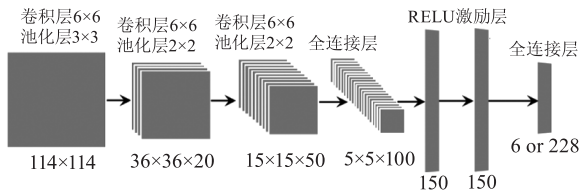


图 4 算法神经网络参数设置

Fig. 4 Algorithm neural network parameter setting

考虑到人脸重构算法的重点是对 2D 人脸图像的轮廓对齐的训练,因此算法训练中选择了两个公开可用的人脸图像数据集。

AFLW 数据集<sup>[24]</sup>是一个 25K 2D 人脸图像数据集,每个图像都事前有多达 21 处标记,每个标记都有一个可见性标签。例如文献[24]选择了一个偏航角均衡分布的 AFLW 子集,包括 3,901 张用于训练的图像和 1,299 张用于测试的图像。因此,本文也使用相同的子集对算法进行训练和测试。

AFW 数据集<sup>[25]</sup>包含 205 张图像,每个人脸图像都被事前标记 6 处标记,每个地标都有一个可见性标签。对于每个人脸图像,提供检测到的包围框。由于图像数量相对较少,本文仅使用该数据集进行测试。

根据表 1 所示,为检验本文算法的对比优势,选择了最新的人脸对准算法 (PIFA<sup>[26]</sup>、RCPR<sup>[27]</sup>) 与本文算法进行仿真对比,仿真效果如图 5 所示。

表 1 算法设定

Tab. 1 Algorithm setting

0	透明性	数据集	人脸角度范围	训练范围	测试范围	标记数
PIFA	否	AFLW, AFW	所有角度	3901	1299;205	21, 6
RCPR	是	AFLW, AFW	$[-60^\circ, 60^\circ]$	3901	1299;205	21, 6
本文算法	是	AFLW, AFW	所有角度	3901	1299;205	21, 6

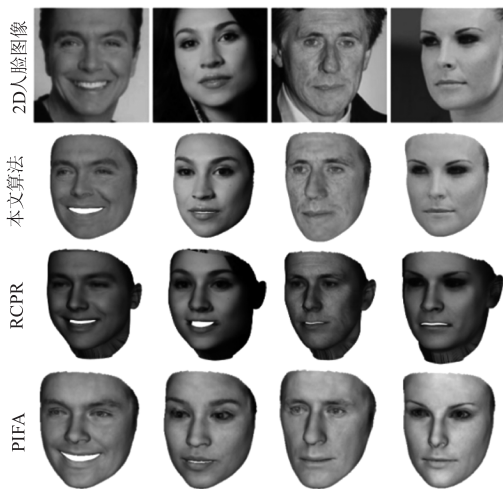


图 5 算法对比仿真效果

Fig. 5 Algorithm comparison simulation effect

如图 6 所示,展示了三种算法每次迭代的测试误差。仿真结果表明,三种算法虽然都能经过训练直到收敛,但相比较 RCPR 不能很好地模拟拟合误差,且收敛于一个不令人满意的结果。PIFA 算法虽

优于 RCPR 算法,但病理曲率问题<sup>[27]</sup>使其只关注一小组参数,限制了性能。本文算法能够明确地对 2D 人脸图像的每个参数的优先级进行重构,得到了更好的结果。

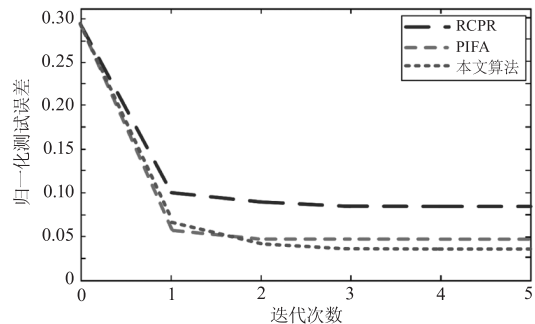


图 6 算法测试误差对比

Fig. 6 Algorithm test error comparison

为了进一步检验本文算法在不同人脸方位和数据集中的性能,分别计算了三种算法在第一阶段训练后在 AFLW 和 AFW 数据集上不同人脸姿态的测试 NME 值,比较结果分别如表 2 和表 3 所示。NME 值

虽能够对比不同算法的精度,但用于3D人脸重建的评价却可能因为图像标记信息较多而第一阶段神经网络训练不充分,存在边缘模糊现象。由此,在AFLW数据测试中,本文算法相较而言对于 $[0^\circ, 30^\circ)$ 和 $[30^\circ, 60^\circ)$ 存在NME值较高的现象。而对于AFW数据集,由于其较少的图像标记,本文算法仅仅通过第一阶段的训练就能获得较其他两种算法更低的NME值。通过继续仿真发现,随着神经网络训练的深入,本文算法能够不断修正边缘模糊现象,并最终获得比另外两种算法更低的NME值。通过对比仿真可以看出,本文算法在AFLW和AFW数据集中总体取得了较低的NME值,从而验证了本文算法在单张二维图像向3D人脸重建运用中的有效性。

表2 不同算法在AFLW数据集上的测试结果

Tab. 2 Test results of different algorithms on the AFLW data set

算法名称	AFLW 数据集			Mean
	$[0^\circ, 30^\circ)$	$[30^\circ, 60^\circ)$	$[60^\circ, 90^\circ]$	
RCPR	4.23	4.76	5.30	4.76
PIFA	4.16	4.58	5.13	4.62
本文算法	4.30	4.78	4.90	4.66

表3 不同算法在AFW数据集上的测试结果

Tab. 3 Test results of different algorithms on the AFW data set

算法名称	AFW 数据集			Mean
	$[0^\circ, 30^\circ)$	$[30^\circ, 60^\circ)$	$[60^\circ, 90^\circ]$	
RCPR	2.91	3.78	5.02	3.90
PIFA	2.78	3.68	4.86	3.77
本文算法	2.68	3.56	4.68	3.64

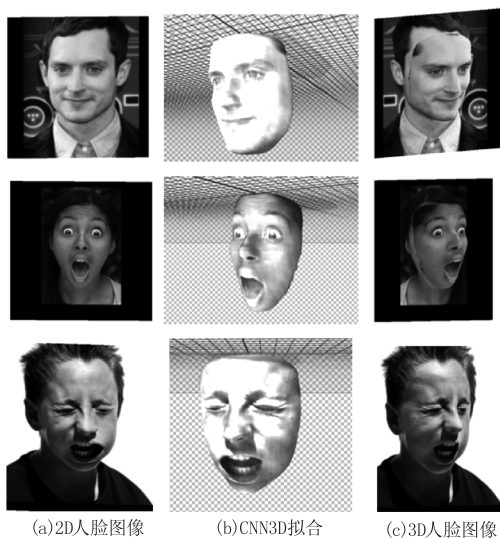


图7 单张图片向3D人脸重建

Fig. 7 Single image to 3D face reconstruction

对于3D人脸模型重建可以分别在人脸区域和外部区域进行,但对精度的要求不同。对于如图7(a)所示的单张2D人脸图像,在3D人脸区域,通过第1节提出的DCNN架构来进行拟合,如图7(b)所示。在外部区域,仅采用三角剖分(Delaunay triangulation)<sup>[28]</sup>,标记出人脸区域之外的一些锚点,用2D人脸原图替换,然后叠加3D模型从而构成完整的3D人脸模型,如图7(c)所示。

当深度信息被估计后,所重建的3D人脸模型可以在三维空间中旋转,以生成更大姿态的外观,如图8所示。可见,外部人脸区域对于真实的轮廓图像是必要的。在此仿真实验中,将3D人脸模型空间旋转范围由 $30^\circ$ 的放大到 $90^\circ$ ,由此不仅可以获得大姿态下的3D人脸模型,而且还可以对数据集进行扩充,这意味着即使给定一个视角有限的2D人脸图像,DCNN网络也可以得到很好的训练。



图8 3D人脸模型空间旋转效果

Fig. 8 3D face model space rotation effect

#### 4 结论

针对目前算法复杂度较高、运算量较大且存在局部最优解和初始化不良等问题,本文首先基于3D转换模型来提取2D人脸图像的密集信息,然后构建深度卷积神经网络架构,设计总体损失函数,提出了一种基于深度卷积神经网络的单张图片向3D人脸自动重建算法。从算法比对和仿真实验结果来看,本文算法具有更低误差的比较优势,3D人脸模型还原度高,面部表情保留完好,支持多角度三维旋转,没有盲区,在各类场景中具备较高的应用优势。

## 参考文献:

- [1] Cai Lin, Guo Yudong, Zhang Juyong. High-quality 3D face reconstruction from multi-view images [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(2):305-314. (in Chinese)  
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.
- [2] Zhu Huasheng, Xu Chenguang. Face image super-resolution reconstruction based on local constraint[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(2):217-221. (in Chinese)  
朱华生, 徐晨光. 基于局部约束的人脸图像超分辨率重构算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(2):217-221.
- [3] Zhou Jian, Huang Zhangjin. 3D face reconstruction and dense face alignment method based on improved 3D morphable model [J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(11):3306-3313. (in Chinese)  
周健, 黄章进. 基于改进三维形变模型的三维人脸重建和密集人脸对齐方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(11):3306-3313.
- [4] Huang Youda, Zhou Dake, Yang Xin. Joint 3D face reconstruction and dense alignment algorithm combining multi-scale fusion features and residual attention mechanism [J]. Application Research of Computers, 1-5 [2020-12-30]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2020.06.0258>. (in Chinese)  
黄有达, 周大可, 杨欣. 结合多尺度融合特征和残差注意力机制的联合三维人脸重建及密集对齐算法[J/OL]. 计算机应用研究:1-5 [2020-12-30]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2020.06.0258>.
- [5] Jiang Wenjie, Luo Xiaoshu, Dai Qinxuan. Research on face super-resolution reconstruction algorithm based on generative adversarial networks[J]. Application Research of Computers:1-7 [2020-12-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20200617.1324.016.html>. (in Chinese)  
蒋文杰, 罗晓曙, 戴沁璇. 基于对抗网络人脸超分辨率重建算法研究[J/OL]. 计算机工程与应用:1-7 [2020-12-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20200617.1324.016.html>.
- [6] Blanz V, Vetter T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9):1063-1074.
- [7] Wang Juan. Research on expression transfer and 3d face reconstruction based on morphable model [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (in Chinese)  
王娟. 基于形变模型的人脸三维重构与表情传递的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [8] Luo Yao. Research on the method of 3D face reconstruction from a single image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese)  
罗尧. 基于单幅图片的三维人脸重建算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [9] Tran, Anh Tuan, Tal Hassner, 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), 2017: 1493-1502.
- [10] Y Liu, A Jourabloo, W Ren, et al. Dense face alignment [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, 1619-1628.
- [11] R Yu, S Saito, H Li, et al. Learning dense facial correspondences in unconstrained images [C]//In International Conference On Computer Vision, 2017, 4723-4732.
- [12] R Alp Guler, G Trigeorgis, E Antonakos, et al. Densereg: fully convolutional dense shape regression in-the-wild [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, 6799-6808.
- [13] Yang Yu, Wu Xiaojun. Texture and illumination preserving 3d face reconstruction based on face normalization [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2019, 32(6):557-568. (in Chinese)  
阳瑜, 吴小俊. 基于人脸标准化的纹理和光照保持3D人脸重构[J]. 模式识别与人工智能, 2019, 32(6):557-568.
- [14] Huang Shuo, Hu Yong, Gong Cailan. High precision three-dimensional face reconstruction algorithm based on gradient light image [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(4):44-52. (in Chinese)  
黄硕, 胡勇, 巩彩兰等. 基于梯度光图像的高精度三维人脸重构算法[J]. 光学学报, 2020, 40(4):44-52.
- [15] V Blanz, T Vetter. A morphable model for the synthesis of 3D faces [C]//In Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1999:187-194.
- [16] P Paysan, R Knothe, B Amberg, et al. A 3D face model for pose and illumination invariant face recognition [C]//In

- AVSS,2009,296 – 301.
- [17] Shan Wei, Wang Jiangtao, Chen Debao, et al. Human detection in infrared image based on deep convolution neural network[J]. *Laser & Infrared*,2020,50(5):634 – 640. (in Chinese)  
单巍,王江涛,陈得宝,等. 基于深度卷积神经网络的红外图像行人检测[J]. *激光与红外*,2020,50(5):634 – 640.
- [18] Ao Jianfeng, Su Zekai, Liu Chuanli, et al. 3D object detection based on point cloud deep learning[J]. *Laser & Infrared*,2020,50(10):1276 – 1282. (in Chinese)  
敖建锋,苏泽楷,刘传立,等. 基于点云深度学习的 3D 目标检测[J]. *激光与红外*,2020,50(10):1276 – 1282.
- [19] Zhu Huasheng, Xu Chenguang. Face image super-resolution reconstruction based on local constraint[J]. *Laser & Infrared*,2014,44(2):217 – 221. (in Chinese)  
朱华生,徐晨光. 基于局部约束的人脸图像超分辨率重构算法[J]. *激光与红外*,2014,44(2):217 – 221.
- [20] T Pfister, K Simonyan, J Charles, et al. Deep convolutional neural networks for efficient pose estimation in gesture videos[C]//ACCV,2015:538 – 552.
- [21] S Xie, Z Tu. Holistically-nested edge detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,2015:1395 – 1403.
- [22] A T Tran, T Hassner, I Masi, et al. Regressing robust and discriminative 3d morphable models with a very deep neural network[J]. arXiv preprint arXiv:1612.04904,2016.
- [23] M Koestinger, P Wohlhart, P M Roth, et al. Annotated facial landmarks in the wild: a large-scale, real world database for facial landmark localization[C]//First IEEE International Workshop on Benchmarking Facial Image Analysis Technologies,2011.
- [24] M Kostinger, P Wohlhart, P M Roth, et al. An-notated facial landmarks in the wild: A large-scale, realworld database for facial landmark localization[C]//ICCVW,2011:2144 – 2151.
- [25] X Zhu, D Ramanan. Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild [C]//CVPR, 2012:2879 – 2886.
- [26] A Jourabloo, X Liu. Pose-invariant 3D face alignment [C]//ICCV,2015.
- [27] Liu Lei, Bai Yanhong, Wang Yin, et al. Point cloud registration method based on 3DSIFT and BSHOT feature[J]. *Laser & Infrared*,2021,51(7):848 – 852. (in Chinese)  
刘雷,柏艳红,王银,等. 基于 3DSIFT 和 BSHOT 特征的点云配准方法[J]. *激光与红外*,2021,51(7):848 – 852.
- [28] X Zhu, Z Lei, J Yan, et al. High-fidelity pose and expression normalization for face recognition in the wild[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015:787 – 796.