

文章编号 1004-924X(2018)01-0184-09

融合通用形变模型信息的面部三维重建

高瞻宇^{1,2*}, 顾营迎¹, 吕耀宇^{1,2}, 徐振邦¹, 吴清文¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 空间机器人中心创新研究室, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 基于图像对的立体重建是用于获取人脸三维信息的通用方法, 但根据图像数据和重建算法所得到的三维重建结果存在各种误差, 本文对通用形变模型进行改进并与三维立体重建融合以得到更精确的重建结果。首先使用 Max-Margin 对象检测算法来获取面部边界框, 其中回归树集合法能直接从像素强度的稀疏子集识别面部特征点。然后通过 PCA 颜色模型生成形状和颜色的三维面部统计模型, 利用 ISOMAP 算法将三维网格转换为二维表面并提取纹理信息, 得到面部模型。最后在源网格上进行两步非刚性表面配准的变形过程: 先通过对源网格进行二次采样来选择少量网格点来表示源的全局变化, 并选取径向基函数(RBF)进行非刚性全局变形; 再对源顶点进行 Procrustes 分析获得非刚性变换, 再通过加权方案来进行 k -近邻变换, 得到平滑的局部变形。将单图像重建的面部模型, 立体重建的面部模型和本文的面部变形模型与高质量扫描云图进行对齐比较, 得到面部变形模型的 3 个 RMS 值分别为 2.795 2, 2.102 8 和 2.153 4, 相比于其他模型, 面部变形模型更接近高质量扫描云图, 即与原图像一致性更高, 误差更小。面部变形模型的定性和定量分析表明, 立体重建与人脸一般形状信息的组合在几何信息的表达上优于基于通用模型的单个图像重建以及未考虑通用模型的立体重建。

关键词: 三维重建; 面部形变模型; 特征提取; 信息融合

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20182601.0184

Face reconstruction fused with generic morphable model

GAO Zhan-yu^{1,2*}, GU Ying-ying¹, LÜ Yao-yu^{1,2}, XU Zhen-bang¹, WU Qing-wen¹

(1. Innovation Lab of Space Robot System, Changchun Institute of Optics,
Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

* Corresponding author, E-mail: zhanyugao@icloud.com

Abstract: Stereo reconstruction from image pairs is a genetic method for 3D acquisition of human faces. Depending on available imagery and reconstruction algorithm, the resulting 3D reconstructions may have deficits. We improve generic morphable model and fused with stereo reconstruction to remedy such deficits. Firstly, we obtain the face bounding box by Max-Margin Object Detection, and recognition the face feature points directly from a sparse subset of pixel intensities by the Ensemble of Regression Trees method. Secondly, through the color PCA model to generate the shape and color of the 3D facial statistical model, the ISOMAP algorithm is used to convert the 3D mesh to 2D surface and extract the texture information to get the facial model. Finally, the surface registration with two

收稿日期: 2017-02-20; 修订日期: 2017-04-07.

基金项目: 吉林省创新基金资助项目 (No. 20160520074JH)

step non-rigid change on source mesh; we mean the global deformation in the source by using few anchor points on the source mesh, and using the Radial Basis Function (RBF) to express non-rigid global deformation; and then Procrustes analysis is applied for non-rigid transformation of the source vertex, the k -nearest neighbor transformation through weighted scheme to smooth the local deformation. The experiment result shows the high-quality scan which is used for cloud comparison with the face model, stereo reconstruction and our deformed face model, after aligning all models with the high quality scan, three RMS facial deformation model values are 2.795 2, 2.102 8, 2.153 4. Comparing to other models, deformed face model has smaller discrepancies dominate more strongly, and the deformed face model is visually more shape consistent to the image. Qualitative and quantitative analysis of the deformed face model shows that the combination of stereo reconstruction with general shape information about human faces is geometrically superior to both the reconstruction based on single image from generic model as well as the stereo reconstruction without consideration of the generic model.

Key words: 3D-reconstruction; face morphable model; feature extraction; information fusion

1 引言

基于计算机视觉的三维(3D)重建通常需要获取对象的形状特征信息。同样,基于图像的人的面部重建,必须计算其形状及姿态,为此已经提出了许多二维(2D)和三维模型。与二维模型相比,三维模型在形状估计与姿态估计方面具有明显的优势。三维形状到二维图像的投影可通过仿射或透视相机模型来建模。光线建模可通过三维表面法线方法、深度信息和自遮挡信息实现。

1987年 Kass 提出了 Snakes 模型即主动轮廓模型,其本质是一条可变形的参数曲线及相应的能量函数,以最小化能量目标函数为目标,控制参数曲线变形,具有最小能量的闭合曲线就是目标轮廓。随后,Cootes 提出了基于点分布模型算法的主动形状模型(ASM),但该模型只考虑了形状的位置,而主动外观模型(AAM)使用彩色图像来训练模型,在形状信息的基础上加入了纹理信息。

3D 形变模型(3DMM)由 Blanz 和 Vetter 提出^[1]。2009年, Basel 面部模型^[2]的提出促进了形变模型的研究。它通过拟合 3DMM^[3]的方法进行面部识别,在视频分析领域也有应用^[4]。虽然 Basel 大学提供包含有限数据库的拟合结果模型,但将模型与新图像进行匹配的算法并未给出。2015年, P. Huber 提出了基于回归法的 3DMM

模型^[5],这是面部建模领域的一个飞跃。

在不考虑精确一致性的情况下,使用形变模型具有允许从单个图像估计 3D 形状的优点。利用标准线性最小二乘法公式的成本函数算法,使用例如眼睛或嘴角之类的突出的面部特征以获得变换模型,而由此产生的 3D 表面的几何形状信息以及纹理信息称为面部模型。

本文以面部重建为例来研究这个问题。用短基线非线性双目相机来采集立体图像对^[6],以避免由于视角过大导致人的鼻子造成视线遮挡而限制深度测量的精度。另外,视线与面部表面相切的区域的存在,图像空间分辨率的限制,使得面部的一些区域缺乏纹理信息,这些无法避免的问题都会限制表面重建的精度。

本文验证了形状特征信息对 3D 重建精度的影响。为了实验的一般性,关于面部几何的形状特征信息由相同的 3D 模型提供,进行具有一般性的面部重建。选取两幅立体图像对中精度较高、信息较丰富的一幅图像来生成 3D 模型,为了将所得到的来自单个图像的形状模型与 3D 立体重建模型共同配准,对自然变形进行全局和局部的组合优化,提出了面部变形模型。使用单面重建方法对包含 3 448 个顶点且仅有形状特征的 Surrey 3D 面部形变模型进行重建。先后通过姿态估计、形状拟合和纹理特征提取来生成面部模型。

2 面部特征点的提取

面部特征点的提取是单个图像面部重建的技术核心,因为要通过这些特征点来建立图像和 3DMM 之间的对应关系。本文使用回归树集合法^[7]直接从像素强度的稀疏子集提取面部特征点位置,通过 Max-Margin 对象检测算法^[8]来获取面部边界框。面部图像中的 N 个特征点的坐标 (x, y) 用面部矢量 $\mathbf{F} = (x_1 y_1, \dots, x_N y_N)^T \in \mathbf{R}^{2N}$ 表示, $\hat{\mathbf{F}}^{(t)}$ 表示 \mathbf{F} 的当前估计。将面部边界框的平均值作为面部矢量的初始估值 $\hat{\mathbf{F}}^{(0)}$ 并代入回归算法,以保证集合的输出位于训练数据的线性子空间中。面部的平均矢量叠加在面部后,可从矢量位置中提取形状索引的局部特征。该方法利用回归级联算法,级联中的每个回归 $r_i(\cdot, \cdot)$ 通过面部图像 I 和先前迭代向量 $\hat{\mathbf{F}}^{(t)}$ 来预测更新面部向量 $\hat{\mathbf{F}}^{(t+1)}$:

$$\hat{\mathbf{F}}^{(t+1)} = \hat{\mathbf{F}}^{(t)} + r_i(I, \hat{\mathbf{F}}^{(t)}), \quad (1)$$

回归计算重复 $T=15$ 次时能提供较好的精度水平,使用梯度树提升(GTB)算法训练回归器^[7]。

3 面部形变模型的建立

3D 形变模型中的 M 个面网格具有致密对应性,使得每个面网格上具有相同索引的顶点相互对应。密集对应过程中应保证每个面网格具有相等数量的顶点。

基于上述条件,3D 形状矢量由 $\mathbf{s} = [x_1 y_1 z_1, \dots, x_p y_p z_p]^T \in \mathbf{R}^{3p}$ 表示,包含面网格所有 p 个顶点的 xyz 坐标。对形状向量集合 $\bar{\mathbf{S}} = [s_1, \dots, s_M] \in \mathbf{R}^{3p \times M}$ 使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[8]表示 M 个面网格。PCA 的结果生成包含 $M-1$ 个特征向量的平均面 $\bar{\mathbf{S}}$, 其中的第 I 个特征向量用第 I 个主成分 S_i 及对应的方差 $\sigma_{s,i}^2$ 表示。类似地,可以得到彩色 PCA 模型。

确定 $\bar{\mathbf{s}}$, S_i 和 $\sigma_{s,i}^2$ 的值之后,就能建立形变模型了。可以通过改变等式中形状参数向量 $\mathbf{c}_s = [\alpha_1, \dots, \alpha_{M-1}]^T$ 来生成独特的面部形状模型:

$$\mathbf{S}_{\text{mod}} = \bar{\mathbf{s}} + \sum_{i=1}^{M-1} \alpha_i \sigma_{s,i}^2 S_i. \quad (2)$$

通过上述方程进行形状拟合得到面部形状模型 \mathbf{S}_{mod} 。形状参数向量的值决定每个主成分 S_i

对新面部模型的影响。单图像重建(或形状拟合)算法的目的就是求解形状参数向量。

为了计算形状参数向量 \mathbf{c}_s , 需要得到相机矩阵。给定形变模型上的一组 3D 点和相应面部图像中的 2D 特征点计算相机相对于面部的姿态。3D 模型空间和 2D 图像空间的相关函数为 $x_i = \mathbf{P}X_i$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^2$ 和 $X_i \in \mathbf{R}^3$ 分别是 2D 特征点和 3D 模型点的齐次坐标, \mathbf{P} 是 3×4 的相机矩阵。本文选用非线性相机模型,其内参数矩阵由高瞻宇等人提出的方法^[6]得到,外参数矩阵 \mathbf{P} 的最小二乘近似由 Hartley 和 Zisserman 提出的黄金标准算法计算得到^[9]。

给定 $N=68$ 个 2D 特征点的齐次坐标,通过最小化以下成本函数来计算最优的形状向量 \mathbf{c}_s :

$$E = \sum_{i=1}^{3N} \frac{|y_{\text{model}2D,i} - y_i|^2}{2\sigma_{D,i}^2} + \|\mathbf{c}_s\|^2, \quad (3)$$

其中 $y_{\text{model}2D}$ 是利用相机矩阵计算得到的 3D 空间到 2D 平面的投影点, y 是 2D 特征点, $\sigma_{D,i}^2$ 是这些特征点的可选方差。将形状参数向量 \mathbf{c}_s 中各分量代入式(2)即得到面部形状模型的统计值,即面部图像特有的形状模型。

4 面部模型的变形

为了将源网格匹配到目标网格,通常在源网格上进行基于刚性和非刚性变换来与目标网格进行表面配准。本文中,源网格是面部模型,目标网格是立体重建。

通过非刚性表面配准,即变形,来实现源与目标信息的融合。该方法与标准表面配准相比主要有两点差别:首先,本文方法在表面配准的迭代过程中只进行一次自然变形;其次,没有了基于能量函数的优化要求,计算复杂度明显降低。

本文对 H. Li 等人提出的全局对应优化方法^[10]中的变形算法进行了优化。两步变形模型分为局部变形和全局变形,源网格上的顶点 v_j 可根据下式被变换为 \tilde{v}_j :

$$\tilde{v}_j = \Phi_{\text{local}} \cdot \Phi_{\text{global}}(v_j). \quad (4)$$

源网格顶点先进行全局变形然后进行局部变形,本文方法不需要源网格和目标网格共享相等数量的顶点或具有相同的连接方式。

4.1 全局变形

在全局变形算法中,通过对源网格进行二次采样选择少量网格点来表示源的全局变化,并选取径向基函数(Radial Basis Function, RBF)进行非刚性全局变形^[11]。

RBF 是一个实值函数,其值仅取决于变形点与初始点的距离,因此 $\varphi(x) = \varphi(\|x\|)$, ($\|\cdot\|$)表示欧几里得距离。本文中 RBF 的值定义为变形点与网格中心点 X_c 的距离,使得:

$$\varphi(x, X_c) = \varphi(\|x - X_c\|), x \in \mathbf{R}^n, \quad (5)$$

径向基函数可作为内核函数的加权组合,用于建立网格变形模型:

$$g(x) = \sum_{c=1}^N \lambda_c \varphi(\|x - X_c\|), \quad (6)$$

其中近似函数 $g(x)$ 用 N 个径向基函数的和表示,每个径向基函数与中心点 X_c 及其对应的加权系数 λ_c 相关联。

很多函数都可作为径向基核,例如高斯函数、薄板样条函数、多等分函数和反向互质函数。内核的选择取决于质量特性的输出需求。到目前为止,还没有一个通用的特征函数适用于 RBF 内核^[12]。

本文选取形式为 $\varphi(r) = e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$ 的高斯内核,其中 σ^2 是正态分布的方差。将欧几里德距离函数与高斯 RBF 内核相结合:

$$\varphi_{i,c}(x) = e^{-\frac{\|x_i - X_c\|^2}{2\sigma^2}}, \quad (7)$$

其中: x_i 是源网格上的顶点集合, σ 的值决定变形函数的形状。

由于式(6)中的变形函数是线性的,可以使用逆矩阵乘法来计算权重,计算权重的方程可以写为 $\lambda = \varphi^{-1}g$ 。

通常情况下,所有源顶点在目标顶点中都有最近邻点。但是如果目标不完整,则这些对应点间的匹配可能会出现错误。例如,假设源顶点的最近邻点在目标的孔区域内,那么其对应点将在孔边界顶点处。如果一组源顶点全部对应目标的孔边界顶点,那么该组对应点集合的对应关系就是错误的,所以需在源节点中排除该集合,把其余的有效节点称为 V 。矩阵 g 描述了 V 中顶点与目标对应关系,对 V 进行采样获得用于计算 φ 的均匀分布中心。

$$\begin{bmatrix} \lambda_{r,1} \\ \vdots \\ \lambda_{r,N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{1,1} & \cdots & \varphi_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{V,1} & \cdots & \varphi_{V,N} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} g_{r,1} \\ \vdots \\ g_{r,V} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中: $i \in \{1, 2, \dots\}$, N 为中心点数, $\varphi_{i,c}$ 由式(7)求解。令 $r = (x, y, z)$, 对式(8)求解 3 次,得到 $3N$ 个权重。将 $3N$ 个权重代入式(6),对所有源顶点进行全局优化。 N 的值对全局变形具有显著影响,当 $N = 25$ 时即可获得良好的非特异性面部结果。

4.2 局部变形

在全局变形之后,面部模型和立体重建之间的局部偏差仍然很大。为了平滑由噪声和立体重建的误差引起的大幅波动,保留包含在立体重建中特有的形状特征,需要进行非刚性局部变形。即:局部变形是将形状信息从立体重建传递到最终面部模型的过程。

源网格中顶点的变形受其相邻顶点变形的影响,这种影响称为局部变形。本文对 Sumner 等人提出的方法^[13]进行加权改进得到局部变形方法。每个源顶点关于最近目标顶点的非刚性变换可通过 Procrustes 分析获得,通过加权方案来进行 k -近邻变换,得到平滑的局部变形。

令 B_i 和 t_i 表示节点 v 的所有 k -近邻的仿射变换分量,根据下式对每个节点 v 处的网格进行变换:

$$\Phi_{\text{local}}(v) = \omega_b(v)[B_0 + t_0] + \sum_{i=1}^k \omega_i(v)[B_i + t_i], \forall v \in V, \quad (9)$$

其中: V 表示所有源网格顶点的集合, k 是节点 v 的最近邻数, $\omega_b(v)$ 限制节点变换对其自身的影响, B_0 和 t_0 表示节点 v 的仿射变换分量。权重 $\omega_i(v)$ 是节点 v 的最近邻欧几里得距离函数:

$$\omega_i(v) = f(\|v_i - v\|), \quad (10)$$

其中 v_i 是节点 v 的第 i 个最近邻。由于变换对远离节点的顶点影响较小,因此权重值较小:

$$\begin{cases} \omega_i(v) \propto \left(1 - \frac{\|v_i - v\|}{d}\right) \\ \omega_i(v) = \frac{1}{k} \left(\frac{d - \|v_i - v\|}{d}\right) \end{cases}, \quad (11)$$

其中: d 是节点 v 的 k 个最近邻距离的总和, $1/k$ 是将权重总和缩小为 1 的比例系数,即 $\omega_b(v) = 1/k$ 。

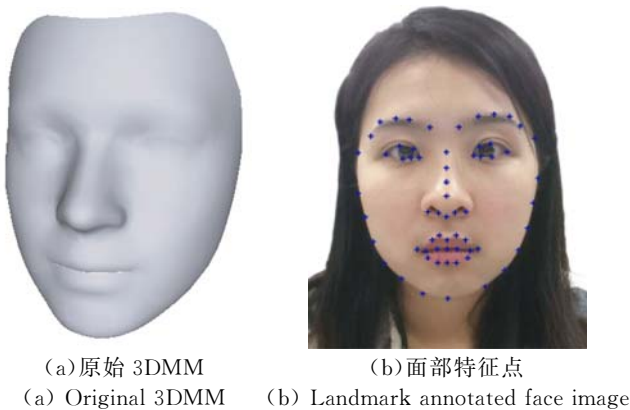
源网格上每个顶点的权重数都大于 1, 顶点权重与其最近邻节点数相同。给定源网格和目标网格, 计算源顶点的权重, 由式(9)得到局部变形。

在式(9)所示的局部变形中, \mathbf{B}_i 是 3×3 矩阵, t_i 为 3 元素向量, 二者表示一个仿射变换, 通过 Procrustes 分析来计算每个源顶点到目标顶点最近对应点的非刚性仿射变换矩阵。最近邻数 $k=12$, 其权重通过式(11)计算。每个源顶点的非刚性变换由式(9)估计。局部变形对变形的影响较小, 但是对于平滑面部变形模型的影响很大。与全局变形相比, 局部变形耗费的时间较多。

5 面部形变模型及其 3D 重建结果

从 3DMM 获取 PCA 颜色模型是描述面部外观的关键步骤, 但是当面部仅由 PCA 颜色模型表示时, 一些高频信息可能不存在。因此, 面部图像重新映射到网格上并使用其颜色信息时, 能够保持面部纹理细节。

可以通过 ISOMAP 算法生成面部网格 2D 表面。ISOMAP 算法是一种非线性降维算法, 能够保持顶点之间的测量距离不变, 即为连接两顶点而不穿过表面的最短路径。该算法用于将 3D 网格转换为 2D 表面, 同时保留网格的三角形的区域。提取纹理信息并存储在 ISOMAP 中, 该 2D 纹理信息与 3D 形状模型都是从单个图像进行完全重建得到的, 在 ISOMAP 算法中通过相机矩阵和形状模型从面部图像中提取 2D 纹理信息。单图像重建的 3DMM、面部图像和适应面部的形状模型、面部纹理见图 1。



(c) 适应面部的形状模型
(c) Fitted shape model



(d) 面部纹理
(d) Face texture

图 1 单图像重建的输入及结果

Fig. 1 Input and results of single-image reconstruction

图 2 通过对两个不同的人的侧脸进行重建, 比较了单个图像的面部重建结果。第二行给出了从单个图像得到的脸部模型, 其宽高比不同于原图像, 且两个人的面部模型看起来完全相同, 但又与各自的面部图像的形状不同。图 3 为两个面部模型的数值比较, 颜色尺度以 mm 为单位, 容易发现两个模型的网格顶点大部分是十分接近的, 可以认为两个面部模型中的面部平面度是相似的。两个面部模型的点云平均距离为 1.614 mm。定性及定量分析可以得到, 通过单个图像得到的面部模型不能描述面部的具体细节, 因此需要对面部模型进行变形以得到更准确、更真实的形状描述。而对于面部模型的变形, 需要通过立体重建得到丰富的面部几何形状信息。图 4 分别为 (a) 立体重建 (b) 高质量扫描 (c) 立体重建与高质量扫描的比较。结果表明, 虽然立体重建缺少纹理信息且表面粗糙, 但包含了更多的几何形状信息。

图 2 的最后一行给出了本文方法对各面部建立变形模型的结果。与单个图像的面部模型相比, 面部变形模型与原图像一致性更高。

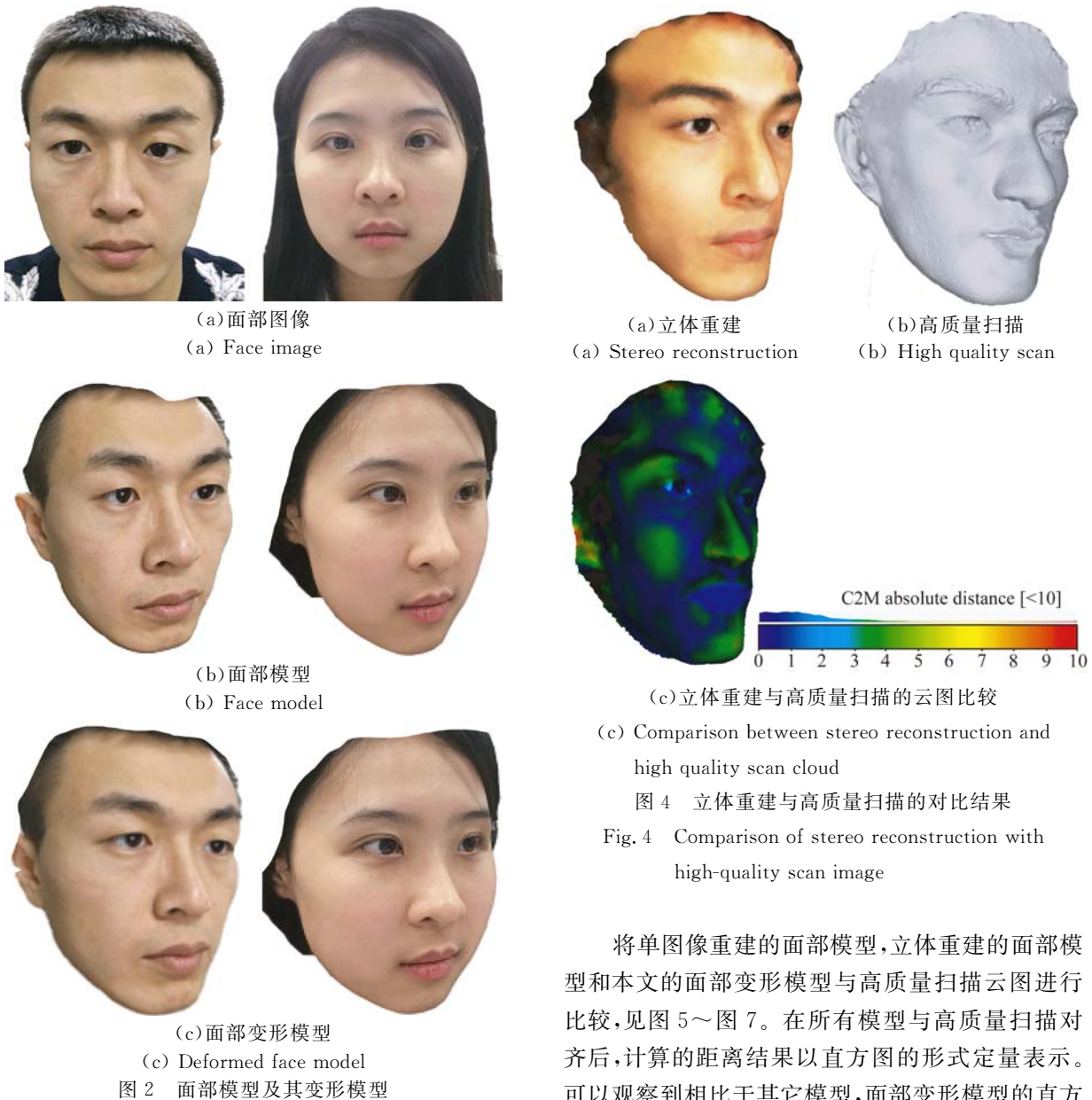


图 2 面部模型及其变形模型
Fig. 2 Normal and deformed face models

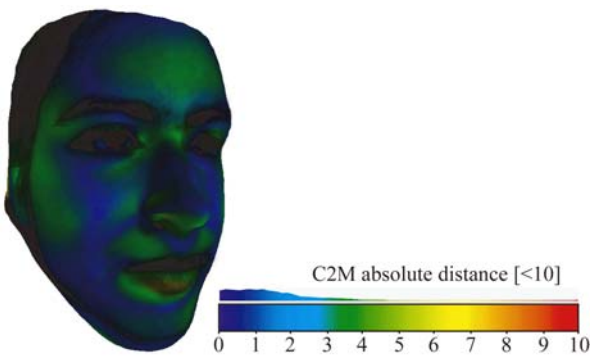


图 3 对图 2 中两人面部模型使用 Cloudcompare 方法^[14]计算网格节点之间的距离
Fig. 3 Evaluation of distance between mesh nodes from Fig. 2 by Cloudcompare

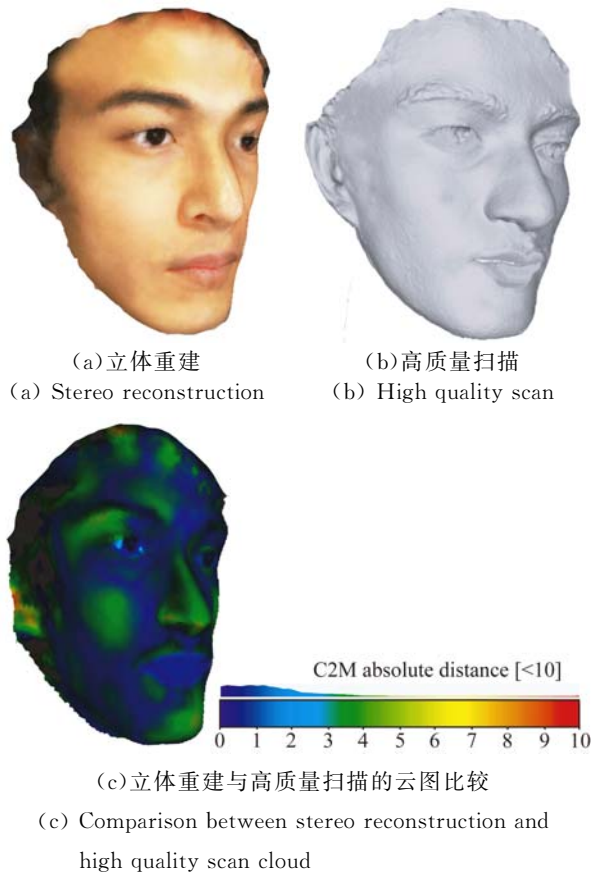


图 4 立体重建与高质量扫描的对比结果
Fig. 4 Comparison of stereo reconstruction with high-quality scan image

将单图像重建的面部模型,立体重建的面部模型和本文的面部变形模型与高质量扫描云图进行比较,见图 5~图 7。在所有模型与高质量扫描对齐后,计算的距离结果以直方图的形式定量表示。可以观察到相比于其它模型,面部变形模型的直方图中各分量向左集中,表明该模型更接近高质量扫描云图。表 1 给出了单图像重建的面部模型,立体重建的面部模型,面部模型的全局变形和组合变形与高质量扫描云图对齐比较得到的均方根误差。

表 1 所有阶段的模型与高质量扫描距离的 RMSE 值
Tab. 1 RMSE cloud to cloud distance of models and high quality scan in all stages

	Single image recons.	Stereo pair recons.	Global deformation	Global+Local deformation
Face I	3.583 9	3.393 7	3.134 0	2.795 2
Face II	4.206 4	2.890 6	2.295 4	2.102 8
Face III	2.870 4	2.518 3	2.381 9	2.153 4

由表 1 可以观察到,3 个面部模型中,本文提出的全局变形与局部变形优化组合的形变模型相比于其他模型,均方根误差(RMSE)更小,

表明本文方法与单一图像的面部模型和立体重建方法相比,更能准确地描述面部的几何、纹理特征信息。

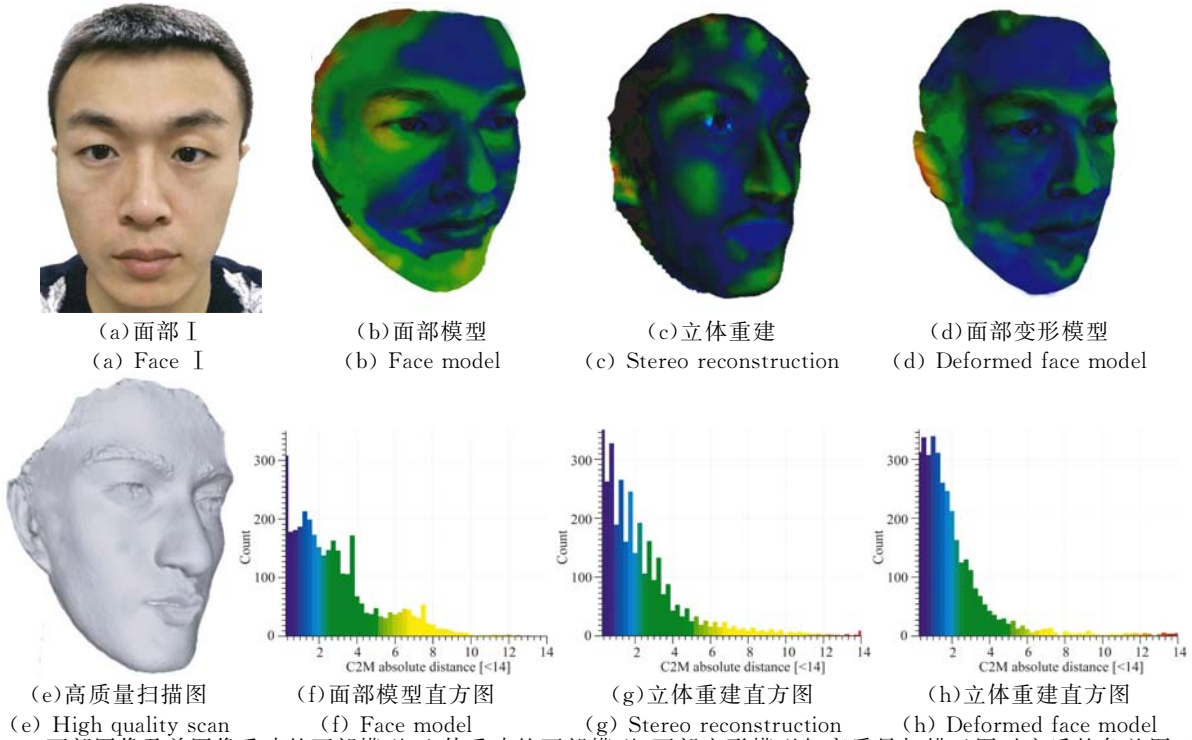


图 5 面部图像及单图像重建的面部模型,立体重建的面部模型,面部变形模型与高质量扫描云图对齐后的色差图,各直方图表示色差图的数量统计
Fig. 5 Face and its face model, stereo reconstruction, deformed face model with superimposed color map showing cloud to mesh distance from high-quality scan in respective histograms

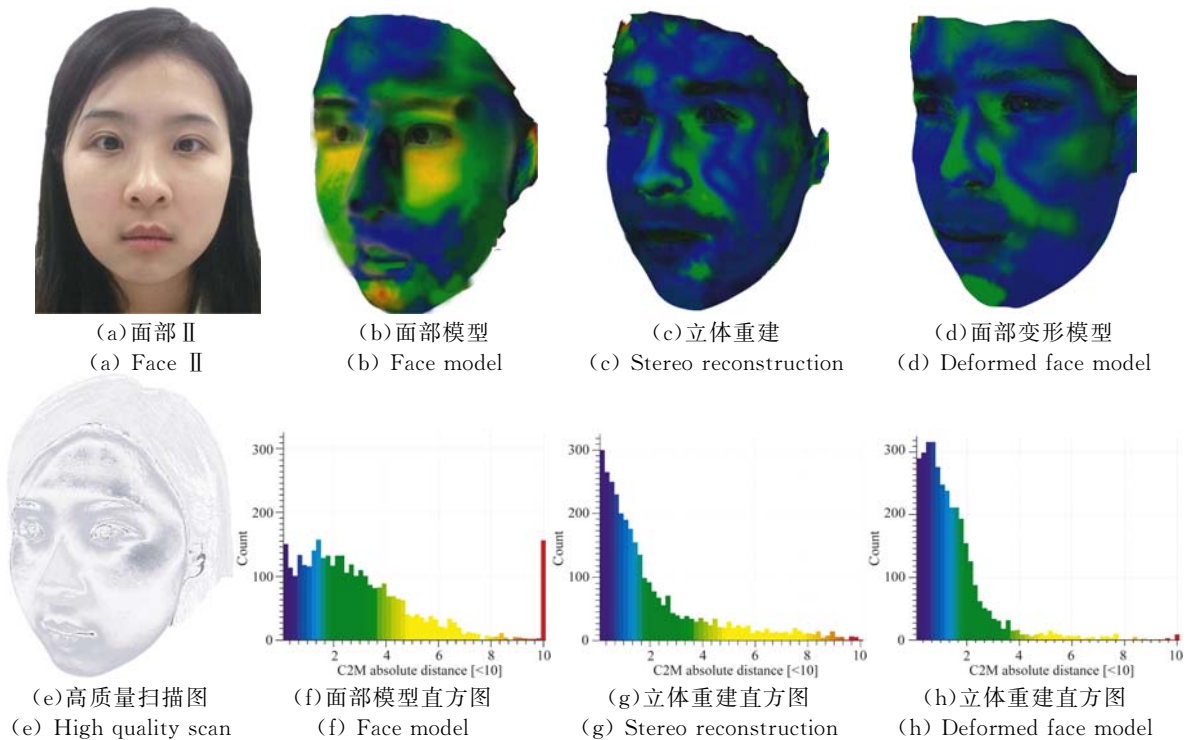


图 6 面部 II 重建结果
Fig. 6 Reconstruction results of Face II

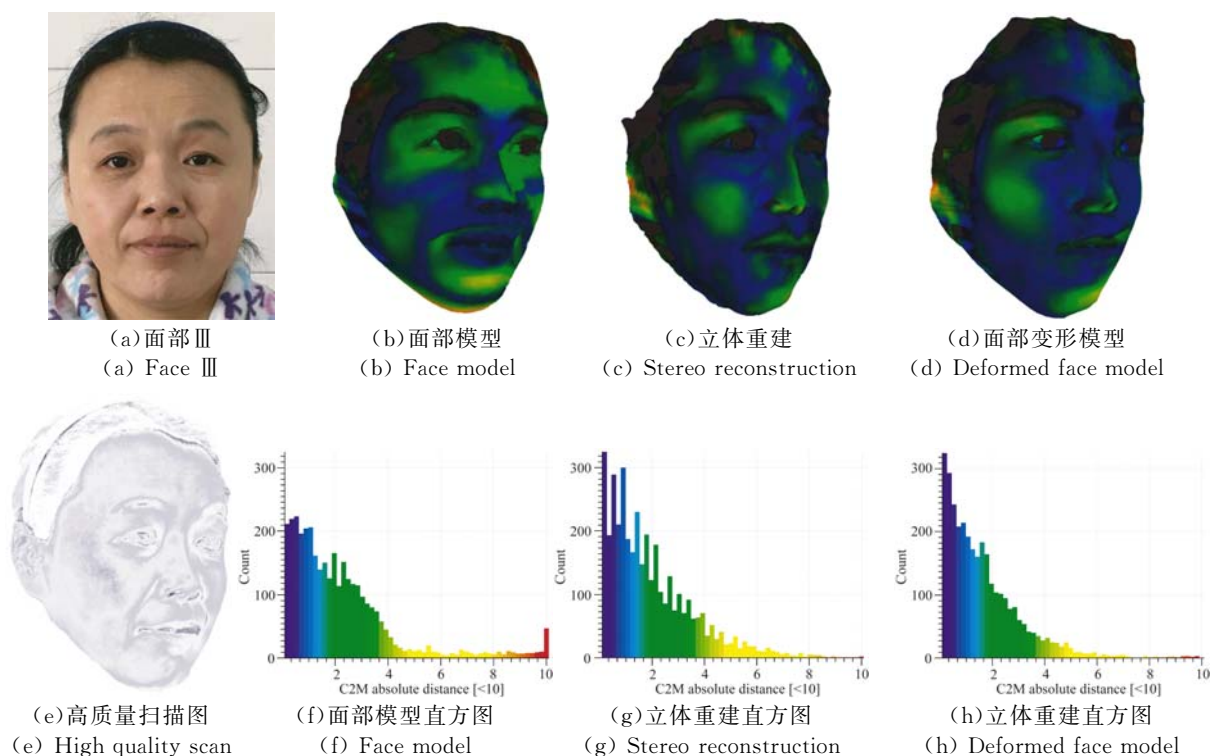


图 7 面部Ⅲ重建结果

Fig. 7 Reconstruction results of Face III

6 结 论

通过立体图像对进行 3D 面部重建,相比于单个图像的 3D 面部重建,使用了通用面部形状信息。基于单图像重建的算法使用面部上的几个特征点的局部特征,仅能够显示无噪声下通用的面部形状特征,缺少个体面部特有的几何信息。基于立体图像对的面部重建有许多局部缺陷并且包含不正确的纹理信息,但是能够正确地给出了个人特有几何信息,可以通过融合来自面部模型的信息来提高其

参考文献:

- [1] BLANZ V, VETTER T. A morphable model for the synthesis of 3D faces[C]. *ACM Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1999: 187-194.
- [2] PAYSAN P, KNOTHE R, AMBERG B, *et al.*. A 3D face model for pose and illumination invariant face recognition[C]. *IEEE Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2009: 296-301.

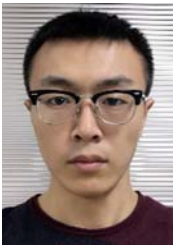
重建精度。

本文建立了一种特有的面部形状模型,并对传统的全局变形和局部变形进行改进及优化组合,更好地对立体重建结果和面部模型进行融合。本文的面部变形模型的重建结果与高质量扫描云图进行对齐比较,得到的 3 个 RMS 值分别为 2.795 2, 2.102 8 和 2.153 4。面部变形模型的定性和定量分析表明,立体重建与人脸通用形状信息的组合,在几何信息的表达上优于单个图像重建与人脸通用形状信息的组合以及未考虑通用模型的立体重建。

- [3] ROMDHANI S, BLANZ V, VETTER T. Face identification by fitting a 3D morphable model using linear shape and texture error functions [M]// HEYDEN A, SPARR G, NIELSEN M, *et al.*. *Computer Vision-ECCV 2002*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2002: 3-19.
- [4] VAN ROOTSELER R T A, SPREEUWERS L J, VELDHUIS R N J. Using 3D morphable models for face recognition in video[C]. *Proceedings of the 33rd WIC Symposium on Information Theory in the Benelux*, Werkgemeenschap voor Informatie-en

- Communicatiethorie(WIC), 2012; 235-242.
- [5] HUBER P, FENG ZH H, CHRISTMAS W, *et al.*. Fitting 3D morphable face models using local features [C]. *IEEE Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2015.
- [6] 高瞻宇, 顾营迎, 刘宇航, 等. 采用简化 Brown 模型及改进 BFGS 法的相机自标定 [J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(9): 2532-2540.
GAO ZH Y, GU Y Y, LIU Y H, *et al.*. Self-calibration based on simplified brown non-linear camera model and modified BFGS algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(9): 2532-2540. (in Chinese)
- [7] KAZEMI V, SULLIVAN J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees [C]. *IEEE, Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014; 1867-1874.
- [8] 郑明秋, 杨帆. 改进非负矩阵分解的神经网络人脸识别 [J]. *液晶与显示*, 2017, 32(3): 213-218.
ZHENG M Q, YANG F. Face recognition based on improved NMF and neural network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(3): 213-218. (in Chinese)
- [9] KING D E. Max-margin object detection[Z]. arXiv preprint arXiv: 1502.00046, 2015.
- [10] RICHARD H, ZISSERMAN A. *Multiple View Geometry in Computer Vision* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [11] LI H, SUMNER R W, PAULY M. Global correspondence optimization for non-rigid registration of depth scans [J]. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(5):1421-1430.
- [12] LEVI Z, LEVIN D. Shape deformation via interior RBF [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(7): 1062-1075.
- [13] FASSHAUER G E. *Meshfree Approximation Methods with MATLAB* [M]. River Edge, NJ, USA: World Scientific, 2007.
- [14] SUMNER R W, SCHMID J, PAULY M. Embedded deformation for shape manipulation [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2007, 26(3): 80.
- [15] CloudCompare (version 2.6.2) [EB/OL]. <http://www.cloudcompare.org/>.
- [16] KING D. Real-time face pose estimation [EB/OL]. (2015-12). <http://blog.dlib.net/2014/08/real-time-face-pose-estimation.html>.

作者简介:



高瞻宇(1991—),男,辽宁沈阳人,博士研究生,2013年于东北大学获得学士学位,主要从事计算机视觉与三维重建方面的研究。E-mail: zhanyugao@icloud.com



顾营迎(1984—),男,天津人,博士,副研究员,2013年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事机器视觉感知与控制方面的研究。E-mail: 18686681605@163.com