

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1876-07

论文索引信息: 林源, 林茜, 汤锋, 唐亮, 王生进. 匹配图像与3维模型特征点的真实感3维头重建[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1876-1882

匹配图像与3维模型特征点的真实感3维头重建

林源¹⁾, 林茜²⁾, 汤锋²⁾, 唐亮²⁾, 王生进¹⁾

¹⁾ (清华大学电子工程系, 北京 100084) ²⁾ (美国惠普多媒体交互与理解实验室, 帕罗奥多市 94304 美国)

摘要: 提出并实现一种基于两张正交图像和一个标准3维头模型, 并利用2D图像特征点和3D模型特征点的匹配进行3维头模型重建的算法。首先, 进行面部区域和头发区域的分割, 利用色彩传递对输入图像进行颜色处理。对正面图像利用改进后的ASM(主动形状模型)模型进行特征点定位。改进局部最大曲率跟踪(LMCT)方法, 更为鲁棒的定位了侧面特征点。在匹配图像特征点与标准3维头上预先定义的特征点的基础上, 利用径向基函数进行标准头形变, 获得特定人的3维头部形状模型。采用重建好的3维头作为桥梁, 自动匹配输入图像, 进行无缝纹理融合。最后, 将所得纹理映射到形状模型上, 获得对应输入图像的特定真实感3维头模型。

关键词: 3维头部重建; 特征点匹配; 色彩传递; 无缝纹理融合; 纹理映射

Realistic 3D head reconstruction based on feature points matching between photo images and 3D generic model

Lin Yuan¹⁾, Lin Qian²⁾, Tang Feng²⁾, Tang Liang²⁾, Wang Shengjin¹⁾

¹⁾ (Dept. of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084 China)

²⁾ (Hewlett-Packard Multimedia Interaction and Understanding Lab, Palo Alto, CA 94304 America)

Abstract: We propose a framework for reconstructing one 3D head model based on two orthogonal images and one 3D generic head model through feature matching. First, we segment the images into face and hair regions. For frontal images, feature points are located by an improved ASM (active shape model), for side images, feature points are found by an improved local maximum curvature tracking method. In this method, we select some distinctive feature points from the generic 3D model. These 3D feature points are matched to the detected image feature points. Based on the radial basis function (RBF), the generic 3D model is morphed, and the shape model is obtained. Since the images from orthogonal views may have different illumination, color transfer is used to enforce the texture color consistency. Based on the shape model, these two images are matched, and one seamless texture is generated. The final head reconstruction is achieved by mapping the texture to the 3D head model.

Keywords: 3D head modeling; feature points matching; color transfer; seamless texture generation; texture mapping

收稿日期: 2010-09-19; 修回日期: 2010-11-26

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)重大专项(2009AA11Z214); 国家自然科学基金项目(61071135); 教育部博士点基金项目(20090002110077)。

第一作者简介: 林源(1985—), 女。清华大学电子工程系信息与通信工程专业博士研究生, 主要研究方向是计算机视觉和模式识别。E-mail: linyuan@ocserv.ee.tsinghua.edu.cn。

通讯作者: 王生进, E-mail: wsgsj@tsinghua.edu.cn。

0 引言

真实感3维头部建模在人脸识别、3维人脸表情合成、3维动画和游戏等领域,有着广泛的应用。3维人脸建模包含多种方法,主要包括基于3维扫描仪的头部重建,基于结构光的头部重建和基于图像的头部重建。相比较而言,基于图像的方法对输入要求简单,更适合普通用户,总共分成两大类:一类是基于图像和3维人脸库的头部重建,另一类是基于图像和单一标准3维头的头部重建。

第一大类中,比较经典的是Blaiz等人^[1]提出的3维人脸形变模型(3DMM)。兼顾重建3维头模型在输入图像上的投影与输入图像的相似度和重建人脸的真实性,迭代重建3维头模型。之后的改进方法通常是在参数的求解上,如基于反向图像合成人脸定标的3维形变模型(ICIA+3DMM),和基于线性形状和纹理的匹配算法(LiST)。也有简化模型重建过程,仅通过特征点的重建,确定形状和纹理参数,来重建3维头模型,如Park等人的基于单张图像进行面部重建算法^[2]。然而,此类方法重建效果对于数据库有一定的依赖性,由于输出是样本脸的线性组合,在输入图像和人脸库样本之间,当光照、人种或姿态等方面相差比较大时,重建效果会不太理想。此外,该类重建的基本方法是最小化代价函数,较容易陷入局部极值。并且这里所用的3维人脸库,仅有面部区域而无头发区域,这些都影响到了重建模型的真实感。

下面介绍基于图像和单个标准头模型的重建方法。由于单张图像中3维信息较少,在仅利用一个标准头模型的前提下,更多的是利用多张静态图像或视频进行模型重建。可划分成如下两种方法。

第1种方法同时重建头发模型和面部模型。这里的标准头模型可以是光头模型(只显示头皮位置,没有头发形状),或者带有头发形状的3维头模型。基本的方法是在标准3维头模型和图像上分别定位特征点,最小化重建后的3维特征点在输入图像上的投影与图像上特征点的差异,从而确定重建后特征点的空间位置,以此为基础按照一定的插值或者几何变换方式进行3维头重建,如He等人^[3]和Nguyen等人^[4]的方法。相对于统计学习类方法,此类方法速度较快,纹理结果清晰度较高并且容易实现。最大的问题是不能保证发型的真实感重建。

如果在标准头模型上引入发型特征点就会影响到面部的重建结果。此外,通过形变同一标准头模型来得到千差万别的发型也不容易实现。

第2种方法则是彻底的头发模型和面部模型建模的分离。面部模型建模过程与第1种方法类似。头发模型有很多种:基于计算机图形学绘制的发型模型,基于大量(数以万计)特定输入照片重建的高真实感发型模型,也有基于曲面造型所成的发型模型。重建发型后,只要匹配重建发型与所得光头模型即可生成具有真实感的3维头部模型。如Su等人的基于正交图像的3维头部重建^[5]。

综合上述方法,考虑到模型的可拓展性和算法复杂度,我们采用单个标准头模型和两张正交图像重建输入人脸的光头模型,也就是没有发型形状但有头发纹理的3维头模型。对输入图像进行人脸和发型区域的分割后,用Reinhard等人的color transfer^[6]对输入图像进行预处理。之后全自动定位正面和侧面特征点。正面特征点由王丽婷等人改进后的ASM^[7]获得。本文改进了基于局部区域最大曲率跟踪方法^[8]进行侧面特征点定位,增强了定位算法的鲁棒性。定位之后将2维图像特征点与3维头上的特征点进行匹配,并利用径向基函数(RBF)进行标准3维头形变。最后进行图像融合和纹理映射。本文采用一种基于3维头模型确定图像形变点并由此形变侧面图像和进行边界融合的方法。相对于多分辨率融合算法而言,本方法较简单且融合效果也较清晰。

1 形状建模

1.1 图像分割和特征点提取

要求输入两张正交图像且拍摄距离基本一致,如图1所示。首先利用graph-cut进行正面头发区域、侧面头发区域和脸部区域的分割。下述图像引自MIT CBCL人脸数据库^[9]。

采用的正面特征点包括眼睛轮廓、嘴巴轮廓、鼻子和正面的面部及光头轮廓线。侧面特征点包括侧面的光头轮廓线、鼻梁、鼻尖、鼻下、嘴巴和下巴。将上述轮廓线称为特征轮廓线。特征轮廓线为标准3维头上特征点的2维匹配点提供了一个候选集合,将在下一小节介绍特征点匹配问题。

目前国内外学者提出多种人脸特征点定位算法,如王丽婷等人的基于改进后的ASM的普通人脸

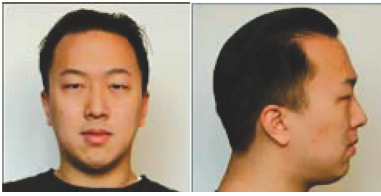
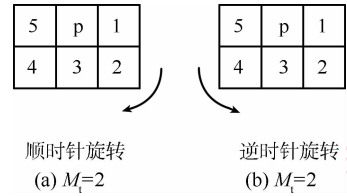
图 1 正交图像^[9]Fig. 1 Input orthogonal images^[9]

图 3 跟踪方式

Fig. 3 Tracking mode demonstration

定位算法^[7],朱文佳和戚飞虎的快速人脸检测和定位算法^[10]等。兼顾定位精度和定位效率,本文正面人脸区域利用王丽婷等人的改进后 ASM 方法^[7]获得。他们提出了一个改进的 ASM 方法,自动定位人脸 88 个特征点,见图 2 (a)。本文对所得结果进行插值得到正面面部特征轮廓线。此外,要定位正面的光头轮廓,即图像中被头发遮挡的头皮部分。由于人的头部形状类似,本文利用眼睛和鼻子之间的垂直距离乘以特定的系数来估计头部最高点的位置,利用两个 Bezier 曲线连接最高点和特征定位所得的脸部左右两侧的最高点,形成最终正面的特征点集,见图 2 (b)。正面头发分割结果见图 2 (c)。

侧面区域的轮廓线直接由分割结果获得。轮廓线上的 5 个基准特征点为鼻梁、鼻尖、鼻下、嘴巴和下巴,利用改进后的局部最大曲率跟踪 (LMCT) 方法获得。LMCT 算法由 Horace 等人^[8]首次提出,用于侧面轮廓线上的关键特征点定位。

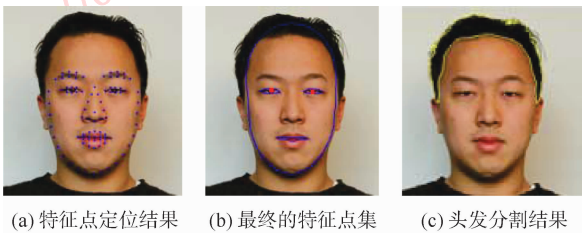


图 2 正面特征检测

Fig. 2 Segmentation and feature detection for frontal view

LMCT 算法^[8]过程如下。假定当前像素点为 p ,接下来要跟踪的点是侧面轮廓线上包含在它的 5 邻域中的一个,如图 3 所示。若轮廓线上有多于 1 个的点包含在 p 的 5 邻域中,则需对跟踪路径进行选择。这里引入了两种跟踪方式,用变量 M_i 表示,顺时针跟踪 ($M_i = 1$) 和逆时针跟踪 ($M_i = 2$)。顺时针跟踪时,下一个所跟踪的点在其邻域中的优先级由高到低为 1, 2, 3, 4, 5, 反之为 5, 4, 3, 2, 1。被跟踪到的点即为一个 active pixel。如果当前的

active pixel 位于上一个 active pixel 邻域 2 或者邻域 4 的位置,那么此点为 valid pixel。侧面特征点就包含在这些 valid pixel 中。具体的过程如下:

1) 设定初始 $M_i = 1$ 。

2) 设定当前 valid pixel 为 $P_n = (x_n, y_n)$ 。轮廓初始点是第一个 valid pixel。

3) 按照当前的 M_i 查找下一个 active pixel。

4) M_i 变换的准则是: $M_i = 1$ 时,当前的 active pixel 位于上一个 active pixel 的邻域 4 或者邻域 5 的位置,或 $M_i = 2$ 时,当前的 active pixel 位于上一个 active pixel 的邻域 1 或者邻域 2 的位置。若如此,则改变跟踪方式。

5) 找下一个 valid pixel P_{n+1} 。

If (当前的 active pixel 不是位于上一个 active pixel 邻域 2 或者邻域 4 的位置)

重复步骤 3), 继续跟踪。

Else

$n = n + 1$, 转到步骤 2), 继续跟踪。

首先计算 $\{P_n\}$ 所成斜率 $\{S_n\}$, 而后再计算所成曲率 $\{C_n\}$ 。若 C_n 为局部最值, 且 S_{n-1} 和 S_n 符号分别为“-”和“+”, 则为凹点。若 C_n 为局部最值, 且 S_{n-1} 和 S_n 符号分别为“+”何“-”, 则为凸点。

$$S_n = \frac{y_{n+1} - y_n}{x_{n+1} - x_n}$$

$$C_n = \frac{S_{n-2} + S_{n-1}}{2} - \frac{S_n + S_{n+1}}{2} \quad (1)$$

之后按照人脸特征点的凹凸顺序进行特征点定位。此算法只对局部曲率最值进行检测。实验表明,即使分割结果很准确,往往也不能保证所有的特征点都处在局部曲率绝对值最大的位置。

在原有 LMCT 的基础上,扩大了侧面特征点的备选集合。将局部曲率极值点、局部斜率极值点和斜率符号变化点都加入到备选特征点集合中。此外,按照一定的优先顺序和选择条件进行特征点定位。选择的标准包括各侧面特征点之间距离的约束

和各侧面特征点处凹凸性质的约束。定位顺序为鼻尖、鼻梁、鼻下、嘴巴、下巴和额头。这里按照人脸识别中的距离准则定位额头和下巴。鼻尖到嘴巴的距离跟嘴巴到下巴的距离相等,鼻尖到下巴的距离同鼻尖到头顶的距离相等。该定位顺序增加了系统的鲁棒性。例如,定位鼻梁和鼻尖后,可以对鼻下位置进行约束。若鼻尖后有多于一个凹点,那么鼻下可能是第 1 个。若有一个凹点,则用距离约束判断是不是嘴巴。若没有凹点,就在其余候选点中进行查找。若定位结果不满足距离或人脸结构约束,则会对特征点进行重新定位。两种算法对比结果见图 4。可以看到,鼻下点在原有 LMCT 算法中未被检出。侧面分割和特征定位的结果见图 5。

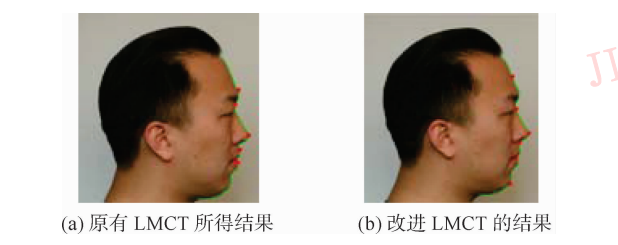


图 4 改进前后的 LMCT 算法对比

Fig.4 Comparison of LMCT results before and after modification



图 5 侧面分割和特征点定位结果

Fig.5 Segmentation and feature detection for side view

这里需要说明的是,本文算法是一种基于正交图像重建的方法,对输入图像要求是正面和侧面各一幅图像。同时,需要背景较为简单的输入图像。正面图像的特征点定位采用基于随机森林分类器的 ASM^[7],具有较好的鲁棒性。相对而言,侧面图像

特征点定位要求输入图像背景简单,这样才能保证侧面图像进行特征点定位时可以依赖侧面脸部的分割结果,进而利用基于局部曲率极值的方法来进行侧面的特征点定位。实验证明,当输入图像背景简单时,文中算法对侧面特征点的定位具有良好的鲁棒性。复杂背景下侧面特征点的鲁棒定位将是下一步的研究重点。

1.2 特征点匹配

首先,在标准 3 维头上选定特征点,利用正面和侧面图像进行 3 维头重建时的特征点分别如图 6 和图 7 所示。

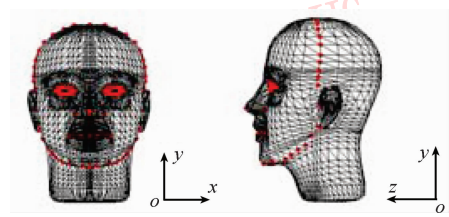


图 6 标准 3 维头上选取的正面调整时用的特征点

Fig.6 Frontal feature points of the 3D generic model used for frontal adjustment

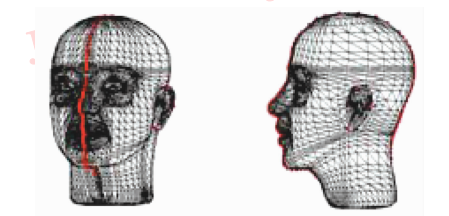


图 7 标准 3 维头上选取的侧面调整时用的特征点

Fig. 7 Side feature points of the 3D generic model used for side adjustment

首先,为图 6 中所示特征点查找匹配点。将 3 维头上的面部轮廓特征点、眼睛特征点、嘴巴特征点分别进行顺次连接,记录所选定的特征点在 3 维轮廓线上的相对位置(弧长比例),按照此比例对对应的 2 维轮廓进行重采样以获得 3 维特征点在图像上的匹配点。鼻子特征点顺次对应。

其次,为图 7 中所示特征点查找匹配点。在上一节中定位了侧面 5 个特征点,顺次匹配在标准 3 维头上预先定义的这 5 个点。将这 5 个点称为基准特征点。对相邻两个 3 维基准特征点之间的其他 3 维特征点利用与正面匹配相同的方法,在其对应的 2 维轮廓线上进行重采样,以获得 2 维匹配点。这里采用与正面类似的方法对光头轮廓部分进行预测。另外,加入耳朵轮廓作为侧面特征点。由于人耳朵轮廓差异较大,本文采用手动标注耳

朵特征点。

1.3 基于径向基函数(RBF)的头部形状建模

在得到每个 3 维特征点的匹配点后,接下来利用 RBF 进行光头形状重建。定义标准 3 维头的顶点为 $\{p_j, j \in [1, M]\}$, M 为 3 维头模型顶点总数。用 $\{vp_j^f, j \in [1, M]\}$, $\{vp_j^s, j \in [1, M]\}$ 分别表示利用正面图像和侧面图像进行头部形变后的结果。

下面以侧面图像进行标准头形变为例介绍形变方法。假设标准 3 维头上特征点集为 $\{vf_i^s, i \in [1, N]\}$, N 为特征点的个数,进行头部形变之后其他顶点的位置由下式给出

$$vp_j^s = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(p_j - vf_i^s) + a_s + b_s x + c_s y \quad j \in [1, M] \quad (2)$$

式中, $x = p_j(3)$, $y = p_j(2)$ 。 $\phi(r) = \exp(-k \|r\|)$ 为基函数,其中 k 与输入图像的大小有关。本文输入图像为 256×256 , k 取 $1/64$ 。 $\alpha_i, i \in [1, N]$, a_s, b_s, c_s 是形变及仿射参数。利用 pf_i^s 表示第 i 个 3 维特征点的图像匹配点。由侧面图像特征点和 3 维头上特征点的匹配关系可得

$$\begin{bmatrix} \phi(vf_1^s - vf_j^s) & 1 & vf_1^s \\ \phi(vf_2^s - vf_j^s) & 1 & vf_2^s \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi(vf_N^s - vf_j^s) & 1 & vf_N^s \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 & 0 \\ (vf_1^s)^T & (vf_2^s)^T & \dots & (vf_N^s)^T & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \\ a_s \\ b_s \\ c_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} pf_1^s \\ pf_2^s \\ \vdots \\ pf_N^s \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

确定参数后,利用该 RBF 进行标准头模型形变,将所得形状模型记为 M_1 。同样的,利用 M_1 上的 3 维特征点与其在正面图像上的匹配点获得正面调整时的参数,对 M_1 进行形变得到最终的头部形状模型 M_2 。至此完成了头部形状建模过程。

2 纹理融合

2.1 基于人脸和头发区域的色彩传递

由于输入图像可能存在光照差异,如果直接进行纹理融合,结果可能不真实。为解决此问题,需对输入图像进行色彩传递(color transfer)。将待处理图像称为源图像,将具有所需色度的图像称为目标图像。用 Reinhard 等人的方法,将图像从 RGB 空间转换到 $l\alpha\beta$ 空间,在此空间上用目标图像的均值和方差来替换源图像的均值和方差,过程如下^[6]。

1) 将输入图像从 RGB 空间转换到 $l\alpha\beta$ 空间。

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3811 & 0.5783 & 0.0402 \\ 0.1967 & 0.7244 & 0.0782 \\ 0.0241 & 0.1288 & 0.8444 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (4)$$

令 $L_g = \lg L$, $M_g = \lg M$, $S_g = \lg S$, 则

$$\begin{bmatrix} l \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -2 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_g \\ M_g \\ S_g \end{bmatrix} \quad (5)$$

2) 计算源图像在 $l\alpha\beta$ 空间的均值 $\langle l_s \rangle$, $\langle \alpha_s \rangle$ 和 $\langle \beta_s \rangle$, 及在该空间的方差和 σ_s^l , σ_s^α 和 σ_s^β 。

3) 计算目标图像在 $l\alpha\beta$ 空间的均值 $\langle l_t \rangle$, $\langle \alpha_t \rangle$ 和 $\langle \beta_t \rangle$, 及在该空间的方差 σ_t^l 和 σ_t^β 。

4) 用下式求得变换后的源图像各分量 l'_i , α'_i 和 β'_i

$$\begin{bmatrix} l' \\ \alpha' \\ \beta' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_t^l}{\sigma_s^l} \cdot l_s^* + l_t^* \\ \frac{\sigma_t^\alpha}{\sigma_s^\alpha} \cdot \alpha_s^* + \alpha_t^* \\ \frac{\sigma_t^\beta}{\sigma_s^\beta} \cdot \beta_s^* + \beta_t^* \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} l^* &= l - \langle l \rangle \\ \alpha^* &= \alpha - \langle \alpha \rangle \\ \beta^* &= \beta - \langle \beta \rangle \end{aligned} \quad (6)$$

5) 如果是多类问题,先找到两幅图像中的对应类别区域,利用每对区域分别对源图像进行上述变换后生成多张处理图像,对这些图像做加权融合获得最终的处理结果。用 l'_i , α'_i 和 β'_i 表示利用第 i 类区域进行色彩传递后各分量的结果,即完成第 4) 步后的结果。用 w_i^l , w_i^α 和 w_i^β 表示利用第 i 类区域进行色彩传递后各分量在最终融合时的加权系数。那么在 $l\alpha\beta$ 空间上最终的融合结果如下

$$\begin{bmatrix} l' \\ \alpha' \\ \beta' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i w_i^l l'_i \\ \sum_i w_i^\alpha \alpha'_i \\ \sum_i w_i^\beta \beta'_i \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} w_i^l &= (1/l'_i) / \sum_i (1/l'_i) \\ w_i^\alpha &= (1/\alpha'_i) / \sum_i (1/\alpha'_i) \\ w_i^\beta &= (1/\beta'_i) / \sum_i (1/\beta'_i) \end{aligned} \quad (7)$$

步骤 6)利用步骤 1)的逆过程将所得图像变换到 RGB 空间。

利用分割得到的面部及头发区域和上述方法处理侧面图像。输入图像光照相差很大时进行色彩传递所得结果见图 8。



图 8 色彩传递结果

Fig. 8 Results of color transfer

2.2 无缝纹理融合和纹理映射

利用图像形变和边界融合的方法进行纹理融合,是 Lee 等人方法^[11]的一个改进。

Lee 等人^[11]在正面图像上标注一组点,在侧面图像上标注相同的点,称为图像形变点。分别将两张照片上的标注点顺次连接,形成两条折线,称为特征形变线,分段线性变换侧面图像,使得侧面特征形变线与正面特征形变线相重合,完成侧面图像形变。采用高斯金字塔和拉普拉斯金字塔对正面图像和形变后的侧面图像以特征形变线为边界进行多分辨率的图像拼接。

在此之上作了如下两点改进:1)自动定位图像形变点。Lee 等人在图像上手动定位图像形变点。为增加定位准确性,本文引入 3 维头模型作为桥梁,将正面图像和侧面图像进行匹配。在标准头上定义一组特征形变点,将重建好的 3 维头模型投影到输入图像上实现图像形变点的自动定位。这样做的好处是可以在人眼不容易定标的区域,如脸颊,引入图像形变点来增加融合精度。2)本文利用正面自动检测的面部轮廓而非特征形

变线作为融合边界,这样可以最大限度地保留正面人脸特征。在此轮廓周围进行正面图像和侧面形变图像的线性加权融合。加权的范围可以根据当前像素与面部轮廓的水平距离确定。具体的做法如下:

- 1)在标准头上定义一组 3 维特征形变点,见图 9。在标准头的展开图中,连接特征形变点形成特征形变线,他们将头部划分成 3 个区域。记录每个 3 维顶点所在区域。
- 2)将重建后 3 维头上的特征形变点投影到两张输入图像上,自动定位图像形变点。
- 3)利用所成特征形变线变换侧面图像。左侧脸图像采用输入侧面图像的水平镜像。
- 4)以正面图像中人脸轮廓为边界,对正面图像和形变后侧面图像进行融合。

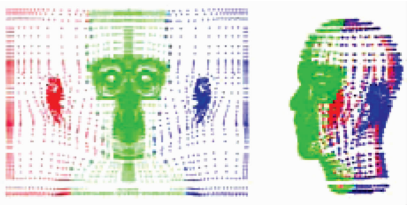


图 9 3 维头上纹理区域划分

Fig. 9 Texture region division of the generic 3D head

完成无缝纹理融合之后,将形成的纹理映射到重建好的 3 维头模型上即可得到真实感的 3 维头模型。纹理融合结果和纹理对应分布分别如图 10 和图 11 所示。



图 10 纹理融合结果

Fig. 10 Seamless texture generation results

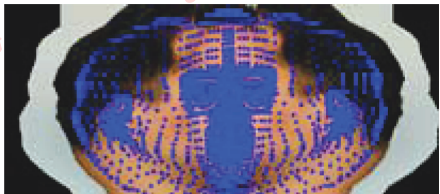


图 11 3 维头纹理对应分布

Fig. 11 Texture correspondences of 3D head model

3 实验结果与结论

经过形状建模和纹理建模两部分,本文利用两张正交图像(见图12)重建3维头的结果如下:

实现了一个利用两张正交图像和一个标准3维头模型重建特定人真实感3维头的系统。利用3维特征点与2维图像特征点的匹配,进行了基于径向基函数的形状建模和基于3维头模型的纹理融合。利用色彩传递进行了输入图像颜色调整,使得重建效果更具真实感。本文改进了局部曲率最值方法,实现了侧面特征点的精确定位。以重建后的3维头形状模型为桥梁,实现正面和侧面图像的自动匹配,对侧面图像进行分段线性形变,以正面检测的面部轮廓为边界对两张图像进行无缝纹理融合。实验结果表明,用本文方法重建出的3维头模型有较强真实感。

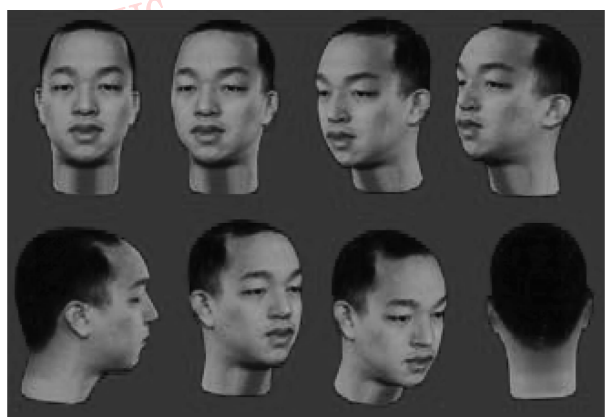


图12 3维头重建结果

Fig. 12 3D head reconstruction results

本文中对模型重建结果采用主观评价方法。下一步的工作将包含重建精度的客观评价以及本文算法与其他3维头重建方法的比较。此外,侧面图像的特征点定位算法要求输入图像背景简单,进而实现正确的侧面人脸分割和特征点定位。为了使本文算法能够在更广泛的场合应用,复杂背景下的输入图像做3维头部重建将是下一步的研究重点。

参考文献(References)

- [1] Blanz V, Vetter T. A morphable model for the synthesis of 3D faces [C]//Proceeding of the 26th International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1999: 187-194.
- [2] Park S W, Heo J, Savvides M. 3D face reconstruction from a single 2D face [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1-8.
- [3] He X C, Yuk S C, Chow K P, et al. Automatic 3D face texture mapping framework from single image [C] // Proceedings of the First International Conference on Internet Multimedia Computing and Service. New York, USA: ACM, 2009: 123-128.
- [4] Nguyen H T, Ong E P, Niswar A, et al. Automatic and real-time 3D face synthesis [C] // Proceedings of the 8th International Conference on Virtual Reality Continuum and its Applications in Industry. New York, USA: ACM, 2009: 103-106.
- [5] Su M S, Chen C Y, Cheng K Y. An automatic construction of a person's face model from the person's two orthogonal views [C]// Proceedings of the Geometric Modeling and Processing—Theory and Applications. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2002: 179-186.
- [6] Reinhard E, Adhikmin M, Gooch B, et al. Color transfer between images [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2001, 21(5): 34-41.
- [7] Wang Liting, Ding Xiaoping, Fang Chi. Generic face alignment using an improved active shape model [C]// International Conference on Audio, Language and Image Processing. Washington DC, USA: IEEE, 2008: 317-321.
- [8] Horace S Ip, Yin Lijun, Constructing a 3D individual head model from two orthogonal views [J]. The Visual Computer, 1996, 12(5): 254-266.
- [9] Poggio T. MIT-CBCL Face Recognition Database. [DB/OL]. [2010-11-26]. <http://cbcl.mit.edu/software-datasets/heisele/facerecognition-database.html>.
- [10] Zhu Wenjia, Qi Feihu. Fast face detection and facial feature localization [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(11): 1454-1457. [朱文佳, 戚飞虎. 快速人脸检测与特征定位[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(11): 1454-1457.]
- [11] Lee W S, Thalmann N M. Fast head modeling for animation [J]. Journal Image and Vision Computing, 2000, 18(4): 355-364.