

doi: 10.3969/j.issn.1673-4785.2009.05.007

从视频中恢复三维人脸的实时方法

孙正兴,姚 伟

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室,江苏南京210093)

摘 要:三维人脸恢复是视觉交互的一个难点问题,提出了一种从视频中实时恢复三维人脸的新方法.该方法利用主动形状模型进行人脸特征点提取和跟踪,确保了三维形状恢复和特征跟踪的有效性和一致性;采用非刚体形状和运动估计方法构建三维形变基,有效地适应人脸形状变化的多样性;采用非线性优化算法估算人脸姿态和三维形变基参数,实现了三维人脸形状和姿态的实时恢复.实验结果表明,该方法不仅能从视频中实时恢复三维人脸模型,而且可有效跟踪人脸各种姿态的变化.

关键词:视觉交互;三维人脸;人脸姿态;主动形状模型;非刚体运动恢复;三维形变模型

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)05-0427-06

A real-time method for recovering 3D faces from monocular video

SUN Zheng-xing, YAO Wei

(State Key Laboratory of Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: A major challenge for vision-based user interfaces has been the construction of 3D face models in real-time. This paper proposes a novel method for recovering 3D faces from monocular videos. First, active shape model (ASM) was used to extract and trace face features in videos, guaranteeing the validity and consistency of model recovery and feature tracking. Next, a motion algorithm based on non-rigid structures was adapted to create 3D deformable shape bases as sources for a variety of face shapes. Finally, a nonlinear optimization algorithm was introduced to estimate the parameters of the face pose to be applied to the deformable model so as to rapidly reconstruct a 3D image. Experimental results proved the effectiveness of the proposed method; it robustly recovers 3D shapes and poses from videos in real-time.

Keywords: vision-based interaction(VBI); 3D face; face pose; active shape model(ASM); non-rigid structure from motion; 3D deformable model

三维人脸建模是视觉交互中的难点课题之一.已有三维人脸建模方法大多利用三维扫描数据进行^[23],这种方法所建立的人脸模型非常精细;但三维扫描设备昂贵,且建模及后处理工作量大,难以满足人机交互对人脸运动及姿态等估计的实时性要求.从视频中直接恢复三维人脸模型是一种快捷有效的方法,其核心思想是采用运动分析方法,通过跟踪人脸运动将其运动信息转化为控制人脸模型的运动参数^[2].但是,已有研究大多采用光流算

法^[30],不仅需要人工标定相关特征点,且对人脸姿态、表情和光照等条件变化敏感.诸如主动形状模型 ASM(active shape model)^[7]和主动外观模型 AAM(active appearance model)^[8]等形变模型通过对同类目标物体的统计学习获得形状变化的统计模型,可有效提取和跟踪人脸特征.但如何保证三维人脸建模的实时性和鲁棒性仍是其面临的一个重要问题.

Bianz等提出了一种基于三维形变模型(3D morphable model, 3DMM)的三维人脸建模方法,它通过对人脸三维扫描数据的主成分分析(principal component analysis, PCA)进行三维人脸的统计建模,并采用合成分析(analysis-by-synthesis)技术对输入人脸图像的三维形状和纹理参数进行优化和估计.该方法能精确表现人脸形状变化的多样性,但其

收稿日期:2009-07-23

基金项目:国家高科技发展计划(863)资助项目(2007AA01Z334);
国家自然科学基金资助项目(69903006, 60373065, 60721002).

通信作者孙正兴.E-mail:ezx@nju.edu.cn.

在匹配中需要对大量参数进行复杂连续优化,非常耗时. Ahlberg 等^[10]提出了基于 3D-AAM 的人脸建模与跟踪方法,它首先定义一个三维 Candide 人脸模型,通过拟合该模型来获得三维物体的深度信息,并用 AAM 跟踪获得人脸的相应运动姿态和三维形状参数,进而计算脸部动画参数(facial animation parameters, FAP)来驱动 Candide 模型来获得三维动画效果. Vogler 等^[11]把 ASM 和 3DMM 融合在一起,3DMM 用来控制全局形状、方向和位置,ASM 则用于二维特征点的跟踪并从失效中恢复形状. 这些方法满足了恢复建模的实时性要求,但需要借助于三维人脸模型定义并设置大量参数. Bregler 等^[12]和 Brand^[13]提出的分解因数方法能从视频中恢复人脸等非刚性形变物体的三维形状,但其不支持实时在线形状恢复. Xiao 等^[14]和 Zhu 等^[15]分别对该方法进行了扩展,使之满足在线形状恢复的要求;但 Xiao 的模型对特定人脸具有依赖性且模型更新过于复杂,Zhu 的方法实时性则得不到保证.

针对上述问题,本文提出了一种从视频中实时恢复三维人脸模型的方法. 该方法首先利用 ASM 方法对视频样本进行跟踪和特征提取,获得二维形状序列;进而采用非刚体形状和运动估计方法从视频流中恢复三维人脸形状和姿态,并创建三维形变基;最后,利用非线性优化算法估算人脸姿态参数和三维形变基参数,从而恢复出三维人脸的形状和姿态. 由于采用了 ASM 跟踪二维形状并利用非线性优化方法,避免了形状跟踪和三维形变模型的复杂参数优化的问题,保证了三维人脸模型恢复的实时性.

1 三维人脸实时恢复和建模方法

1.1 基于 ASM 的人脸特征跟踪

主动形状模型(ASM)是基于统计学习模型的特征点提取方法,主要包括两大部分:形状建模和形状匹配. 形状建模过程通过同一类目标物体进行统计建模,得到反映形状变化的形状统计模型及特征点区域内灰度变化的局部纹理模型;在匹配阶段,则利用先验知识进行模型初始定位,再利用局部纹理模型进行特征点搜索,并利用形状模型对形状进行合理近似调整. 在 ASM 方法中,任意形状先由训练集预定义的图像关键特征点集合来描述,再通过采用形状对齐算法将训练集中所有形状对齐到同一坐标体系,最后利用主成分分析方法按式(1)计算获得统计形状模型,即主动形状模型:

$$s = T_{t_x, t_y, s, \theta} \cdot (\bar{s} + \Phi \cdot b_s). \quad (1)$$

式中: T 为对齐算子,即复合几何变换; t_x 、 t_y 分别为

水平和垂直方向上的平移量; s 为缩放因子; θ 为平面内旋转角度; \bar{s} 为平均形状,其初始值为关键特征点集合; Φ 为主成分特征向量构成的变换矩阵,反映了形状变化的主要模式. 该模型可以直观解释为,任意形状均可近似表示为对平均形状的“形变”,这种形变是通过形状参数 b_s 对若干形状变化模式的加权和来呈现的.

形状的初始化对 ASM 搜索过程至关重要,如果偏离目标太远,则可能会陷入到局部最小. 利用人脸检测器^[16]估测出人脸大致位置可以得到相应的缩放因子 s 和平移量(t_x , t_y),从而避免了搜索中局部最小情况的出现.

ASM 中局部纹理的建立是假定特征点在其某个邻域内的图像亮度的一阶导数服从高斯正态分布,在模型适应阶段则用来进行标定点位置的自动更新. 也就是说,对 p 点邻域内的每个候选点 q ,都计算其局部纹理 l_q 与训练集中 p 点局部纹理间的马氏距离:

$$d(q) = (l_q - \bar{l}_p)^T \sum_p^{-1} (l_q - \bar{l}_p). \quad (2)$$

ASM 搜索的目标是寻找最优匹配点 p^* 使得代价函数 $d(p^*)$ 最小. 对大多数图像解释任务而言,特征点通常选择为具有较强边缘信息的点,而这些点可以通过边缘检测操作算子得到,因此,通过给式(3)增加一个权值来调整匹配算法:

$$d(q) = (C - K) \cdot (l_q - \bar{l}_p)^T \sum_p^{-1} (l_q - \bar{l}_p). \quad (3)$$

式中: C 为常量(在实验中取为 400), K 为目标点的 Sobel 边缘灰度. 式(3)使得具有较强边缘信息的点在搜索过程中更可能被确定为最佳候选点.

1.2 三维形状的非刚体运动恢复建模

形变模型的特征可概括为,任意形状可看作是一个平均(中性)形状与一系列形变基的线性组合,即二维形状 s 、三维形状 S 可统一表示为

$$s = s_0 + \sum_{i=1}^k c_i \cdot s_i (s_0, s_i \in \mathbf{R}^{2 \times n}, c_i \in \mathbf{R}),$$

$$S = S_0 + \sum_{i=1}^m p_i \cdot S_i (S_0, S_i \in \mathbf{R}^{3 \times n}, p_i \in \mathbf{R}). \quad (4)$$

式中: s_0 和 S_0 分别为二维和三维平均形状, s_i 和 S_i 分别为二维和三维形变基; $\mathbf{R}^{2 \times n}$ 和 $\mathbf{R}^{3 \times n}$ 分别为二维和三维欧氏几何空间, c_i 和 p_i 为二维和三维形变基参数, \mathbf{R} 为实数集. 通常, s_0 和 S_0 及 s_i 和 S_i 需要从诸如扫描三维数据中主成分分析得到,本文则采用非刚体运动恢复(non-rigid structure from motion, NSFM)方法来自动创建三维形状.

为生成三维形变模型,需将三维形状 S 转换成二维网格. 在弱透视投影下,三维点(x , y , z)投影

到二维图像平面 (u, v) ,两者间的变换关系为

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} i_x & i_y & i_z \\ j_x & j_y & j_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \mathbf{R} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \mathbf{T}. \quad (5)$$

式中: \mathbf{R} 为弱透视投影矩阵, \mathbf{T} 为摄像机平移量.

给定形变基参数 p_i ,通过式(4)计算三维形状 \mathbf{S} ;每个三维顶点 (x, y, z) ,通过式(5)的摄像机模型投影到二维图像平面 (u, v) 上.因此,二维形状 s 以及三维形状 \mathbf{S} 存在着如下的映射关系:

$$\begin{pmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \\ v_1 & v_2 & \cdots & v_n \end{pmatrix} = \mathbf{R} \cdot (\mathbf{S}_0 + \sum_{i=1}^m p_i \cdot \mathbf{S}_i) + \mathbf{T}. \quad (6)$$

由于所有点的平移量相同,可假定世界坐标系的原点位于场景中心^[12].因此,首先要计算出投影图像的中心点,然后使所有点以该中心点进行平移,就可忽略掉了平移量 \mathbf{T} .不失一般性,利用ASM匹配算法跟踪一段 F 帧的视频序列,计算式(4)可得到时刻 t 的相应二维形状 s^t :

$$s^t = \begin{pmatrix} u_1^t & u_2^t & \cdots & u_n^t \\ v_1^t & v_2^t & \cdots & v_n^t \end{pmatrix}. \quad (7)$$

进而,可把 F 帧图像上所有形状拼成一个 $2F \times n$ 矩阵 \mathbf{W} ,利用式(6)的弱透视摄像机成像模型,得到

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} u_1^1 & u_2^1 & \cdots & u_n^1 \\ v_1^1 & v_2^1 & \cdots & v_n^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_1^F & u_2^F & \cdots & u_n^F \\ v_1^F & v_2^F & \cdots & v_n^F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 & p_1^1 R_1 & \cdots & p_K^1 R_1 \\ R_2 & p_1^2 R_2 & \cdots & p_K^2 R_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_F & p_1^F R_F & \cdots & p_K^F R_F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_0 \\ S_1 \\ \vdots \\ S_m \end{bmatrix} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{B}. \quad (8)$$

式中: \mathbf{M} 为 $2F \times 3(m+1)$ 的带缩放因子的投影矩阵, \mathbf{B} 为 $3(m+1) \times n$ 的形变基矩阵.

非刚体运动估计的核心思想就是设法求解出三维形变基 \mathbf{B} 以及三维物体所对应的姿态 \mathbf{M} .在无噪音的理想情况下,矩阵 \mathbf{W} 的秩至多为 $3(m+1)$,因此,利用奇异值分解(singular value decomposition)得到一个 $2F \times 3(m+1)$ 矩阵 $\tilde{\mathbf{M}}$ 及 $3(m+1) \times n$ 矩阵 $\tilde{\mathbf{B}}$.但是,此分解并不惟一,任一 $3(m+1) \times 3(m+1)$ 的可逆矩阵 \mathbf{G} 都可插入到 $\tilde{\mathbf{M}}$ 及 $\tilde{\mathbf{B}}$ 间,而两者乘积仍保持不变,即

$$\mathbf{M} = \tilde{\mathbf{M}} \cdot \mathbf{G}, \mathbf{B} = \mathbf{G}^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{B}}. \quad (9)$$

注意到 \mathbf{M} 为带缩放因子的旋转矩阵,要求解出矩阵 \mathbf{G} ,可添加正交旋转约束:

$$\begin{aligned} i_x \cdot i_x + i_y \cdot i_y + i_z \cdot i_z &= j_x \cdot j_x + j_y \cdot j_y + j_z \cdot j_z, \\ i_x \cdot j_x + i_y \cdot j_y + i_z \cdot j_z &= 0. \end{aligned} \quad (10)$$

显然,利用最小二乘法就可求解出矫正矩阵 \mathbf{G} .一旦确定 \mathbf{G} ,通过计算式(9)就可得到三维形变模型的形变基 \mathbf{B} 及对应的三维姿态矩阵 \mathbf{M} .这样,根据ASM二维跟踪结果,就创建了相应的三维形变基.

1.3 三维人脸模型的实时恢复

实时恢复阶段先利用ASM定位或跟踪人脸特征点得到人脸的二维形状信息 s ,进而利用三维形变模型对该二维跟踪结果进行重建.根据通用透视摄像机模型,三维点集 \mathbf{S} 投影到二维图像平面 s' 上:

$$s' = \mathbf{A} \cdot [\mathbf{R} | \mathbf{T}] \cdot \mathbf{S}. \quad (11)$$

式中: \mathbf{A} 为摄像机的内部矩阵,可通过摄像机定标一次性得到; \mathbf{R} 为摄像机旋转矩阵; \mathbf{T} 为摄像机平移量.这样,三维匹配问题就转变成寻找合适的摄像机外部矩阵 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} ,使得三维投影 s' 尽可能与二维跟踪形状 s 重合:

$$\|s - \mathbf{A} \cdot [\mathbf{R} | \mathbf{T}] \cdot \mathbf{S}\|. \quad (12)$$

鉴于非刚体存在着部分形变,因此,三维形状可描述为一个平均形状与一系列形变基的线性组合.结合式(4)和式(12),上述优化问题就转化为

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{T}, p} \|s - \mathbf{A}[\mathbf{R} | \mathbf{T}](\mathbf{S}_0 + \sum_{i=1}^m p_i \cdot \mathbf{S}_i)\|. \quad (13)$$

设摄像机围绕水平 x 轴的转动角度为 α ,绕 y 轴的转动角度为 β ,绕其所在 z 轴的旋转角度为 γ ,则旋转矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_z(\gamma) \cdot \mathbf{R}_x(\alpha) \cdot \mathbf{R}_y(\beta)$, $\mathbf{T} = (t_x, t_y, t_z)^T$ 为空间平移量,上述最小化问题实质上是一个关于旋转角 $(\alpha, \beta, \gamma)^T$ 、平移量 $(t_x, t_y, t_z)^T$ 以及形变基系数 p 的非线性最优化问题.可以利用通用的牛顿最速下降法或Levenberg-Marquardt二乘法来迭代优化求解,通过少量迭代就可得到收敛解,从而获得摄像机的外部矩阵 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 以及相应三维形变基系数 p ,然后计算式(4)就能恢复人脸的三维形状.从视频中进行三维人脸实时恢复的过程描述如下:

输入:输入视频 T 帧.

初始化:摄像机内部参数 $\mathbf{A} = 0$,旋转矩阵 $\mathbf{R} = 0$,平移矩阵 $\mathbf{T} = 0$,三维形变基参数 $p = 0$.

for $t = 1, 2, \dots, T$:

1) ASM跟踪人脸特征点 s .

2) 如果是第1帧,摄像机标定获得内部矩阵 \mathbf{A} .

3) 非线性优化求解旋转矩阵 \mathbf{R} 、平移矩阵 \mathbf{T} 和形变基系数 p :

a) 利用式(4)计算三维形状 \mathbf{S} ,并利用式(4)将其投影到二维平面上,得到 s' ;

b) 如果 $\|s - s'\|$ 足够小,则非线性优化迭代算

法收敛,否则转 c);

c) 计算 Jacobian 矩阵 $J = \left[\frac{\partial s'}{\partial R}, \frac{\partial s'}{\partial T}, \frac{\partial s'}{\partial p} \right]$, 更新模

型参数 $[R, T, p] = [R, T, p] - \frac{J^T s'}{J^T J}$, 转 a)。

4) 当前旋转矩阵和平移矩阵下绘制三维人脸形状 S 。

2 实验结果与分析

本文方法处理流程如图 1。首先通过 ASM 匹配算法跟踪人脸特征点, 得到二维网络形状; 然后利用非线性优化估计三维形变模型的参数使得三维与二维形状之间尽可能匹配, 同时在优化过程中还获得了三维人脸的姿态参数。为验证所提出方法的有效性, 开发了相应的软件系统并进行了大量实验^[16]。为获得 ASM 模型, 采用 20 个人的 240 张静态图像来构建, 每幅图像手工标定 68 个点。为进一步提高算法的鲁棒性及效率, 采用了 3 层金字塔的策略来实现由粗到精的搜索, 如图 2 所示。

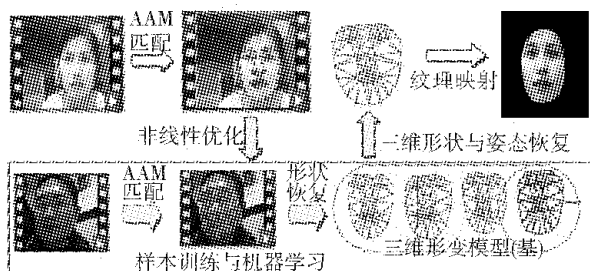


图 1 视频人脸的三维实时恢复流程

Fig. 1 Diagram of real time 3D face recovery from monocular videos

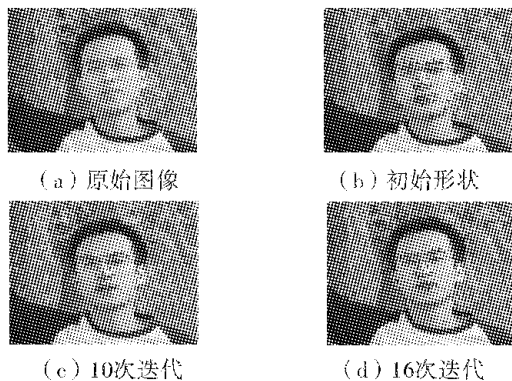


图 2 ASM 匹配过程

Fig. 2 ASM matching process

为创建三维形变模型, 首先利用含 20 人共 1 600 帧的视频序列作为训练集, 并利用 ASM 匹配算法跟踪人脸特征点。图 3 给出了训练得到的形变模型的平均形状及部分形变基的三维网络结构。其

中, 图 3(a) 为 2 个不同视角下的三维平均形状, 图 3(b)、图 3(c) 和图 3(d) 为形变模型中所有 20 个形变基中的前 3 个形变基。该形变模型较好地反映了人脸各种表情形状变化, 如: 图 3(b) 的嘴巴闭合、图 3(c) 的嘴巴张大和图 3(d) 的眼睛闭合等。

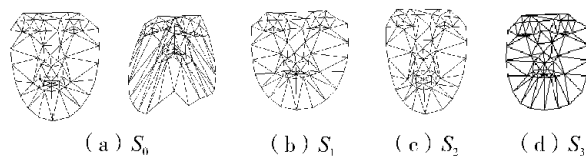


图 3 形变模型的平均形状及形变基

Fig. 3 Average shape and deformation-based of deformable model

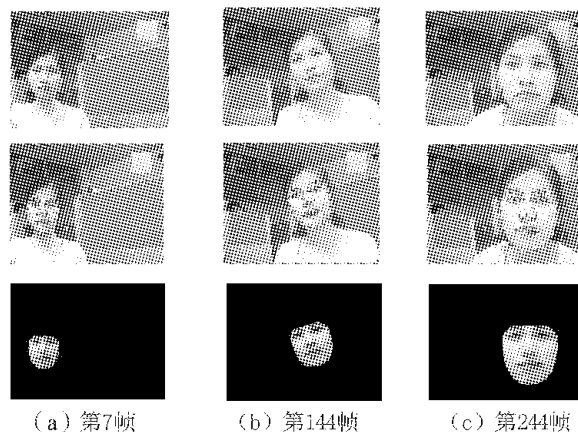


图 4 ASM 跟踪及三维重建(姿态变化)

Fig. 4 ASM tracking and 3D recovery (pose variety)

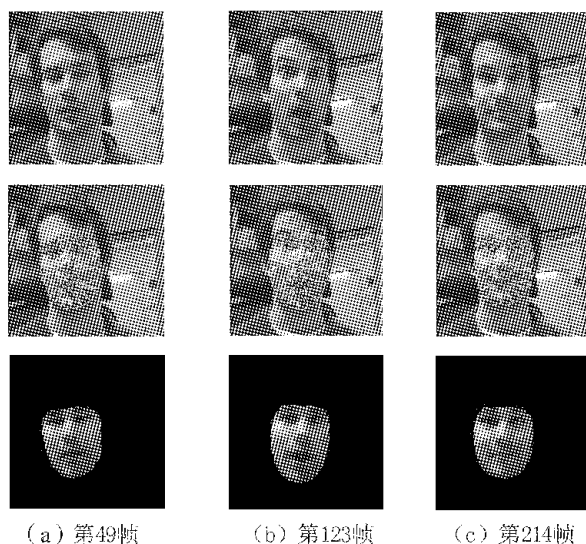


图 5 ASM 跟踪及三维重建(表情变化)

Fig. 5 ASM tracking and 3D recovery (expression variety)

图 4 和图 5 分别给出了 2 段视频流中人脸姿态和形状变化实时跟踪的结果。其中: 首行为视频的原始帧图像; 中间行是 ASM 匹配算法的跟踪结果, 图中所要跟踪的人脸特征点都被画上了标记; 末行图

为非线性优化后的三维恢复效果(为提高真实感,运用表情比例图像方法在三维人脸上进行纹理映射^[16]).图6则是多人多姿态的其他实验结果示例.从图中可以看出:本文方法可适合于各种人脸(多人)及多种姿态的变化,包括人脸的平面内晃动、上下旋转、左右摇动和各种夸张表情的变化等.

采用不同形变模型对图5所示的视频(340帧)进行实验比较,以分析形变基数目 k 对跟踪效果的影响,实验结果如图7所示.其中:横轴为时间轴(单位为s),纵轴为三维反投影(3D re-projection)与实际二维形状(ground truth)间的均方根(root mean square, RMS)误差.显然,RMS误差最大的为 $k=0$,此时,没有使用任何形变基,人脸退化为刚体运动,误差相对较大,尤其是人脸表情变化剧烈时(如第123帧).如果引入形变基,则RMS误差在显著减小,且随着形变基数目 k 的增加呈下降趋势.在 $k=20$ 时,每个点的平均误差大约为1个像素.

在迭代过程中,将前一帧的跟踪结果作为后一帧的初始化输入.在Intel Pentium IV、2.4 GHz CPU、1 GB 内存的机器上,对 320×240 大小的图像进行实验,ASM匹配阶段大约耗时16 ms,三维匹配阶段耗时20 ms,整个系统的处理速度大约25帧/s,满足了实时性要求.

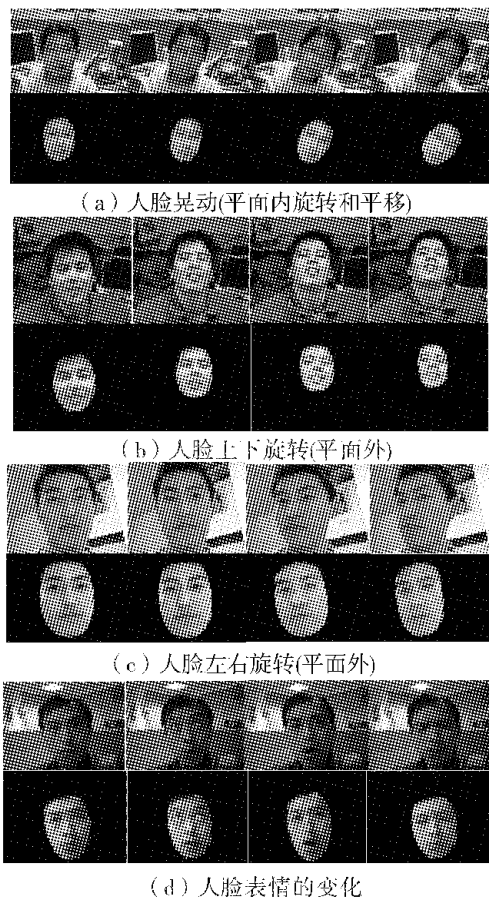


图6 三维人脸恢复效果实例

Fig. 6 Illustration of 3D face recovery

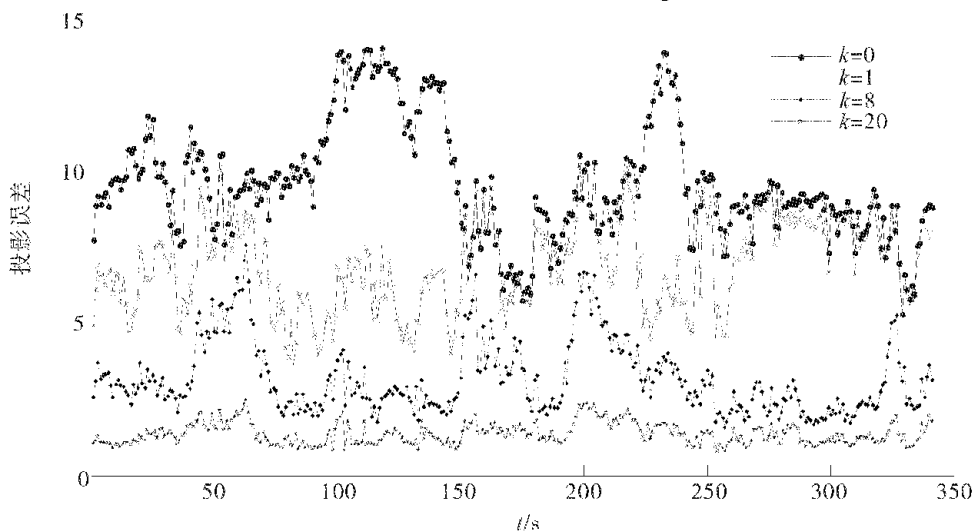


图7 形变基数目对三维反投影误差的影响

Fig. 7 Influence on error using 3D re-projection with different numbers of deformation-based

3 结束语

为满足视觉交互对人脸姿态及运动建模的要求,本文采用主动形状模型与非线性优化结合的方法将整个过程分成2个阶段:离线建模阶段利用主动形状模型提取视频样本集来获取人脸特征点的形

状,并采用非刚体形状和运动估计建立三维人脸形变基;在线恢复阶段则通过非线性优化方法来估计三维形变模型的参数,进而实现视频人脸的三维姿态和形状的实时恢复.实验结果表明,本文所构建的三维形变基能有效地表示人脸种类的多样性及人脸局部特征变化,适应多种人脸和多种姿态的变化,包

括平面内晃动、上下旋转、左右摇动和各种夸张表情等,满足了从视频中自动恢复三维人脸模型的要求;同时,本文所提出的方法具有良好的计算效率,可实时跟踪和重现人脸各种姿态和形状变化,能满足人机交互的要求。需要指出的是,本文方法以支持视觉交互为背景,与更为完备的三维形变模型相比,所获取的恢复精度是有限的,也就是说,以牺牲三维恢复精度为代价来保障算法的实时性。因此,如何在确保恢复实时性前提下进一步提高恢复模型的精度是有待进一步深入研究的问题;此外,如何将本文方法与表情识别和理解等相关技术结合起来并支持人机交互过程也是普适计算和自然人机交互技术面临的重要课题。

参考文献:

- [1] PORTA M. Vision-based user interfaces: methods and applications[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2002, 57: 27-73.
- [2] WATERS K, TERZOPOULOS D. Modeling and animating faces using scanned data[J]. Journal of Visualization and Computer Animation, 1991, 2(4): 123-128.
- [3] 胡永利, 尹宝才, 程世铨, 等. 创建中国人三维人脸库关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(4): 622-628.
HU Yongli, YIN Baocai, CHENG Shiquan, et al. Research on key technology in construction of a Chinese 3D face database[J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(4): 622-628.
- [4] MOESLUND T B, HILTON A, KRUGER V. A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 104(2): 90-126.
- [5] VACCHETTI L, LEPETIT V, FUA P. Stable real-time 3D tracking using online and offline information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(10): 1385-1391.
- [6] LIU Z, ZHANG Z, JACOBS C, et al. Rapid modeling of animated faces from video[J]. The Journal of Visualization and Computer Animation, 2001, 12(4): 227-240.
- [7] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D H, et al. Active shape models-their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59.
- [8] COOTES T F, EDWARDS C, TAYLOR C J. Active appearance models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 681-685.
- [9] BLANZ V, VETTER T. A morphable model for the synthesis of 3D-face[C]. Proceedings of ACM International Conference on Computer Graphics(SIGGRAPH 99). Los Angeles, USA, 1999: 187-194.
- [10] AHLBERG J. Model-based coding-Extraction, coding, and evaluation of face model parameters[D]. Linköping City, Sweden: Linköping University, 2002.
- [11] VOCLER C, L. Zhiguo, KANAUJA A, et al. The best of both worlds: combining 3D deformable models with active shape models[C]. Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-7.
- [12] BREGLER C, HERTZMANN A, BIERMANN H. Recovering non-rigid 3D shape from image streams[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head, USA, 2000: 690-696.
- [13] BRAND M. Morphable 3D models from video[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, Hawaii, USA, 2001: 456-463.
- [14] XIAO J, CHAI J, KANADE T. A closed-form solution to non-rigid shape and motion recovery[C]. Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic, 2004: 573-587.
- [15] ZHU Jianke, HOI S C, LYU M R. The real-time non-rigid shape recovery via active appearance models for augmented reality[C]. Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria, 2006: 186-197.
- [16] 姚伟. 人脸表情识别与生成的技术研究[D]. 南京: 南京大学, 2009.
YAO Wei. Research on facial expression recognition and synthesis[D]. Nanjing: Nanjing University, 2009.

作者简介:



孙正兴,男,1964年生,教授、博士生导师。中国图像图形学会计算机动画与数字艺术专委会常务委员,中国计算机学会计算机辅助设计与图形学专委会委员,中国人工智能学会人工心理与人工情感专委会委员,江苏省微型电脑

应用协会副理事长兼多媒体技术专委会主任,江苏省计算机学会计算机辅助设计与图形学专委会主任。国家自然科学基金委创新研究群体(2007年度)骨干成员。主要研究方向为多媒体计算、计算机视觉和环境智能。获省部级科技进步三等奖3次。已在国内外重要学术刊物上发表学术论文90余篇,主编教材3部、译著1部。



姚伟,男,1984年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉与智能人机交互。