

# 结合个性化建模和深度数据的三维人体姿态估计<sup>①</sup>

赵海峰, 费婷婷, 王文中, 汤振宇

(安徽大学 计算机科学与技术学院, 合肥 230601)

**摘要:** 利用深度传感器估计三维人体姿态是计算机视觉领域的一个重要问题, 在人机交互、虚拟现实和动画设计等领域有重要的应用价值. 针对该问题的主流方法是自底向上的方法, 这类方法一般采用分类、回归或检索技术, 可以直接从深度数据中估计三维肢体姿态, 在人机交互中得到了很广泛的应用. 但是这类方法依赖于大规模的姿态数据库, 而且结果不够精确. 本文提出一种结合个性化人体建模和深度数据的三维姿态估计方法, 首先对运动对象建立三维虚拟人模型, 然后利用该个性化的虚拟人模型与深度数据之间的点匹配关系构造姿态优化的目标函数, 通过迭代优化目标函数, 估计出与深度数据相吻合的三维姿态. 与传统方法相比, 本文方法不需要任何姿态数据库. 实验表明, 本文方法得到的结果更加精确.

**关键词:** 姿态估计; 深度数据; 虚拟人

## Estimate 3D Human Poses from Personalized 3D Human Model and Depth Data

ZHAO Hai-Feng, FEI Ting-Ting, WANG Wen-Zhong, TANG Zhen-Yu

(School of Computer and Technology, Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** 3D human pose estimation using depth sensor is an important research topic in computer vision, and it is useful for applications in human-computer interaction, virtual reality, and design of animation etc. The most successful methods toward this problem are bottom-up methods which predict 3d poses using classification, regression or retrieval techniques. These methods are widely applied in human-computer interactions. However, these methods rely on a huge human pose database and the predictions are rather inaccurate. In this paper, we propose to estimate 3D human pose using personalized 3D human models and monocular depth images. We firstly reconstruct a 3D virtual human model for each subject, and in the pose estimation phase, we reconstruct incomplete mesh from depth data, and estimate the correspondences between points of the 3d human model and the incomplete mesh. We estimate the optimal 3D poses through iterative optimization of objective function. In comparison with bottom-up methods, our method is free of any pre-captured dataset. Our experiments verifies that our results are more accurate than those of other methods.

**Key words:** pose estimation; depth data; virtual human

近年来, 个性化的虚拟人运动技术越来越广泛地运用到各个领域当中, 包括影视制作, 动画设计和 3D 游戏设计等, 所生成的个性化虚拟人可以表现出和实际表演者几乎一样的动作, 体现出了巨大的应用价值. 准确地估计人体的姿态信息是三维虚拟人运动建模中重要的一步. 但是三维人体的姿态估计是一个较为复

杂的问题, 也是研究的热点问题. 该问题的研究主要可以分为三类, 第一类是基于 RGB(红绿蓝)图像的姿态估计; 如文献[1]中通过采集 RGB 图像序列, 提取轮廓信息, 建立三维人体模型, 通过模型与图像轮廓进行匹配, 建立目标函数, 求解出姿态参数. 二维空间中的图像轮廓在三维空间姿态计算过程中存在二义

① 基金项目:国家自然科学基金(61402002,61502002);第48批留学回国人员科研启动基金(教外司留[2014]1685号);2013安徽省留学人员科技活动项目;安徽省自然科学基金项目(1408085QF120)

收稿时间:2016-03-02;收到修改稿时间:2016-04-19 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005446]

性,因此该方法会影响姿态估计的准确性.第二类是基于单个模型的姿态估计;这种方法需要使用三维扫描仪获取不同姿态下的三维模型.如 Julien 等人在文献[2]中通过扫描三维人体,计算末端特征点和 Reeb 图,提取关节中心,获取人体的姿态信息.文献[3]通过对完整模型个性化人体建模,建立目标函数,求解出三维人体的姿态信息.该方法对于每一姿态下的人体都需要进行 360 度的扫描,操作复杂和费时,性价比不高.第三类是借助于当下流行的比较低廉的深度数据采集设备;如文献[4]中通过从 Kinect 中获取单帧的深度数据,将姿态估计问题转化为逐点的分类问题,采用像素差分作为特征以及训练过的分类器作为训练方法,训练样本是合成的人体深度图像,这种方法可以实时地获取姿态参数,但是需要大规模姿态数据库进行训练,数据量大,准确度不高,常会出现关节偏离的情况.以及文献[5]中,同样通过 Kinect 获取单帧的深度数据,将姿态估计问题转化为姿态搜索问题,

在大规模的已知姿态的人体数据库中搜索寻找最佳匹配项,从而求解姿态参数.这种方法使用了大规模的数据库进行搜索匹配,为了保证准确度,往往需要大量的人体姿态数据.

在此基础上,本文提出一种结合个性化人体建模和深度数据的三维姿态估计方法,数据采集设备为 Kinect2.0,首先对运动对象建立个性化的三维虚拟人模型,然后利用该个性化的虚拟人模型与深度数据之间的点匹配关系构造姿态目标函数,通过不断迭代优化人体姿态,估计出与深度数据相吻合的三维姿态.相比于之前的方法,本文的方法,无需手工操作,采用作为数据采集设备,其成本低廉,操作方便,而且无需使用 RGB 数据和轮廓数据,避免了姿态参数计算的二义性,同时也不依赖于大规模数据库,既不需要利用大规模数据库的进行训练,也避免了对大规模数据库的搜索的过程,简化了计算,而且准确度较高,整个算法的流程如图 1 所示.

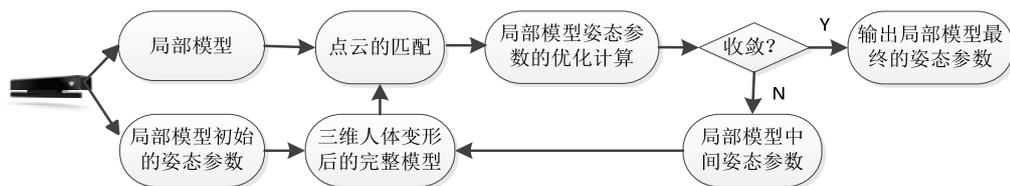


图 1 算法流程图

## 1 数据的采集与预处理

### 1.1 深度数据的采集

数据采集设备为 Kinect 2.0<sup>[6]</sup>,实验装置如图 2 所示.数据的采集包括两部分,第一部分是人体在标准姿态下深度数据的获取,人站在自动转盘上保持图 2(a)中所示的姿态,转盘在距离 Kinect2.0 约 1.5 米的距离,转盘匀速旋转一圈约 30s, Kinect2.0 的采集帧速为 30 fps.第二部分是人体在不同姿态下深度数据及其初始骨架的获取,人同样位于 Kinect 正前方 1.5 米处,摆出各种不同的姿态,如图 2(b)中所示.

### 1.2 深度数据的预处理

由于 Kinect 采集的深度数据包含了场景中的地面和墙面背景信息,我们用深度阈值去除墙面的点云,用 PCL(Point Cloud Library)库中的随机抽样一致性算法(RANSAC, Random Sample Consensus)算法建立的面平面模型<sup>[7]</sup>,剔除位于平面区域的噪声点.再根据

Kinect SDK(Software Development Kit)中的函数将获取的所有深度图像逐一转化为三维点云.然后使用 Delaunay 三角化构造三角网格<sup>[8]</sup>.由于人体匀速旋转过程中,头顶、腋下、胯下等区域因为自身遮挡而无法扫描完全,这些区域会产生孔洞,本文采用最小二乘二次曲面拟合算法填补孔洞<sup>[9]</sup>.



(a) 标准姿态 (b) 不同姿态

图 2 数据采集实验装置

初步处理后的模型数据,数据量大,占用大量内

存,影响运算的速度,需对点云作简化处理.这里是根据点云的曲率进行非等距离采样,曲率越大的地方采样率越高<sup>[7]</sup>.简化后的点云中顶点的数量缩减到原来的 5%,可以大大提高运算效率.对于数据采集阶段第一部分初步处理后的每一幅点云,通过迭代最近点(ICP, Iterative Closest Point)算法进行点云配准,以及截断符号距离函数(TSDF, Truncated Signed Distance Function)算法进行点云融合<sup>[10]</sup>,最终得到一个完整的模型,最后还需要检测其连通性和闭合性,对于第二部分初步处理后的每一个模型只需要检测连通性,预处理的部分效果如图 3 所示.

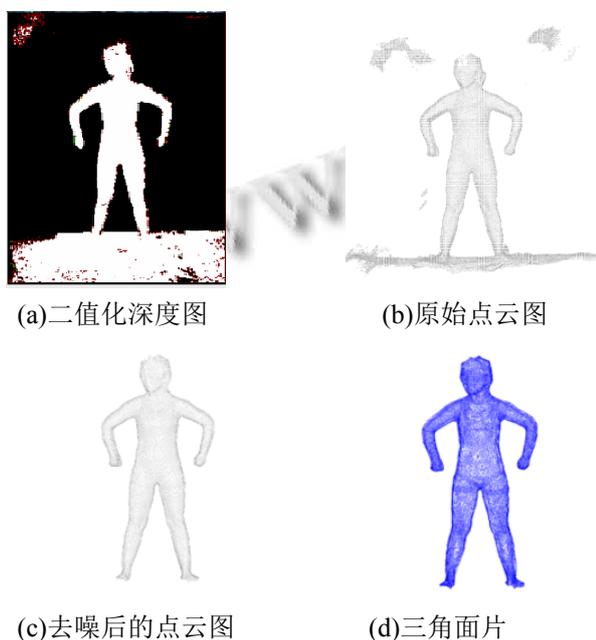


图 3 预处理示意图

## 2 姿态估计

### 2.1 算法概述

我们把数据采集阶段第一部分重建的三维虚拟人模型称为完整模型,用  $M=(V^M, F^M)$  表示,其中  $V^M = \{v_i\}, i=1:m$ , 是完整模型的顶点集合,  $F^M$  是完整模型的三角面片集合.该模型可以用作姿态驱动.在给定姿态参数  $b$  时,变形后的完整模型记为  $M(b)$ , 定义  $M$  的骨架点集合为  $S, S = \{S_j\}, j=1:B$ . 数据采集阶段第二部分预处理后得到的模型为局部模型,该模型只能反映人体的部分信息.用  $P = \{V^P, F^P\}$  表示局部模型,其中  $V^P = \{u_k\}, k=1:n$ , 是局部模型的顶点集合,  $F^P$  是局部模型的三角面片集合,并且  $n < m$ . 定义 Kinect SDK 中所获取的局部模型的骨架  $S_0$ , 计算得到

相应的局部模型的初始姿态参数  $\beta_0$ .

本文根据线性蒙皮绑定(LBS, Linear Blending Skinning)算法<sup>[11]</sup>建立三维人体可驱动模型.该算法中,顶点的变形为骨架关节变换的加权组合,不同的三维人体模型,蒙皮参数不同,变形效果也不同,从而可以建立个性化的三维人体模型.对于姿态参数  $b$ , 根据 LBS 算法得到变形后的完整模型为  $M(b)$ , 采用文献[12]中的相干点漂移(CPD, Coherent Point Drift)算法来计算  $M(b)$  与  $P$  顶点的对应关系,从而确定  $M(b)$  与  $P$  的对应关系  $C$ . 在获取对应关系  $C$  的基础上,本文通过设计关于  $M(b)$  与  $P$  之间的目标函数,求解姿态参数  $b$ , 该问题可以表示如下:

$$b^* = \arg \min E(b) \tag{2}$$

其中,  $E(b)$  表示  $M(b)$  与  $P$  的匹配误差.根据目标函数的收敛性判断是否继续迭代.整个姿态估计算法的步骤如图 4 所示.

**INPUT:**  $M, S, P, b_0$

**OUTPUT:** 姿态参数  $b$

**Step1:** 初始化

根据  $M$  和  $S$  计算三维人体顶点的权重,建立个性化的三维人体可驱动模型(公式(3)),初始化  $b = b_0$ ;

**Step2:** 姿态估计

**2.1** 根据姿态参数  $b$  驱动  $M$  变形,得到变形后的模型  $M(b)$ ;

**2.2** 根据 CPD 算法计算  $P$  和顶点  $M(b)$  顶点的对应关系  $C$ ;

**2.3** 最小化目标函数  $E(b)$  (公式(4)),求解得到局部模型的姿态参数  $b$ ;

**Step3:**收敛性判断

如果目标函数收敛,输出  $b$ , 否则返回 Step2,

图 4 姿态估计的算法步骤

### 2.2 个性化模型重建

个性化的模型的重建在本文中指的是建立与用户形体相似的三维人体几何模型,能够模拟出真实世界中人体的运动效果,并且对于不同的个体,即使在相

同的姿态下,其细节处的变形效果也不同,而蒙皮权重,即皮肤表面顶点的变形受骨架驱动影响的参数,是形成不同变形效果的决定因素,这是因为不同个体总是具有不同的蒙皮权重参数.骨架结构共包含 18 个关节,其中肩中心(ShoulderCenter)关节为树形结构的根节点,人体末端关节为叶子节点,树形结构的边即为骨骼,每个关节的具体语义信息如图 5 所示.根据文献[13]中的法提取标准姿态下三维人体模型的骨架,骨架的提取的实验结果如图 6 所示.建立三维人体可驱动模型的过程中需考虑骨架的旋转和平移.那么顶点变形后的位置为  $v_i^d$ :

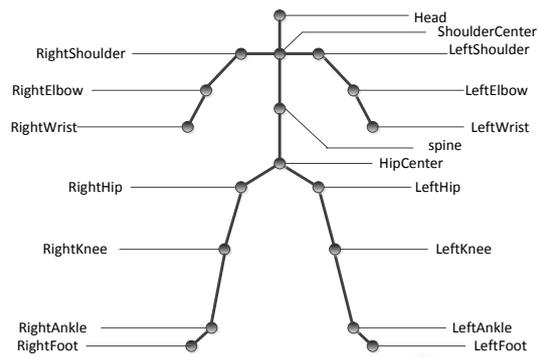
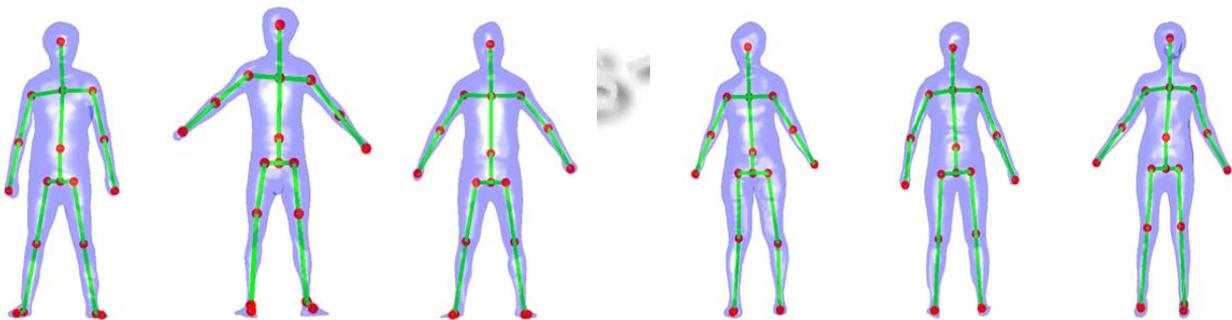


图 5 三维人体骨架模型



(a) 标准姿态下的男性模型及其骨架

(b) 标准姿态下的女性模型及其骨架

图 6 三维人体模型及其骨架

$$v_i^d = \sum_{j=1}^B w_{ij} \cdot (R_j \cdot v_i + T_j) \quad (3)$$

其中  $w_{ij}$  为蒙皮参数,表示每一个表面顶点  $v_i$  受骨架关节  $S_j$  的影响权值.  $R_j$  表示关节  $S_j$  的旋转矩阵,  $T_j$  是关节  $S_j$  的平移矩阵,  $R_j, T_j$  即为三维人体变形的姿态参数.

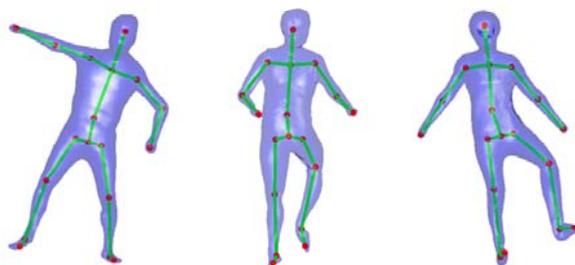


图 7 部分三维人体的变形

初始的权重值是在关节轮廓的基础上计算而得到的.关节轮廓是位于三维人体皮肤表面并在骨架关节

点附近的顶点<sup>[14]</sup>.先计算模型的末端特征点<sup>[15]</sup>,再根据文献[14]中的方法计算模型  $M$  的关节轮廓,进而计算初始的权重矩阵.对于不同的三维人体模型,顶点与关节轮廓的相对位置不同,权值矩阵不同,从而变形效果也不一样,这样就可以建立个性化的并且可以驱动的三维人体模型,如图 7 所示,是根据 LBS 算法得到的三个不同个体的变形结果图.

### 2.3 姿态的优化计算

经过初始的点云配准,得到  $M(b_0)$  与  $P$  的对应关系  $C$ ,在此基础上,优化姿态参数  $b$ .并通过 2.2 节中建立的个性化模型,根据  $b$  驱动  $M$  变形,对于不同的个体,骨架以及权重都不同,而使得变形后的完整模型  $M(b)$  和  $P$  的差异最小,本文根据  $M(b)$  和  $P$  之间对应点间的欧式距离来衡量  $M(b)$  和  $P$  的差异.其目标函数  $E(b)$  如下:

$$E(b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\| \sum_{j=1}^B w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v_i \\ 1 \end{bmatrix} - u_{C(i)} \right\|_2^2 \quad (4)$$

其中,  $[R_j | T_j] \in \beta, j = [1: B]$ ,表示关节  $S_j$  的旋转矩阵

和平移矩阵.  $U_{C(i)}$  表示在局部模型上与顶点  $v_i$  对应的顶点, 最小化目标函数  $E(b)$ , 得到每一个关节的旋转矩阵和平移矩阵. 为了保证全局目标函数的非增特性, 本文逐个优化关节的变换矩阵, 同时保证其余  $B-1$  个关节的旋转变换和平移变换保持不变, 那么对于关节  $\hat{j}$ , 其目标函数表示成如下形式:

$$E_j(b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\| w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v_i \\ 1 \end{bmatrix} - u_{C(i)} + \sum_{j=1, j \neq \hat{j}}^B w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v_i \\ 1 \end{bmatrix} \right\|_2^2 \quad (5)$$

其中,  $[R_j | T_j]$  表示局部模型上关节  $S_j$  的旋转矩阵和平移矩阵. 由于局部模型中的顶点数目小于完整模型中顶点的数目, 为了方便优化计算, 定义完整模型顶点集合的子集  $V^c$ , 并且满足对于  $V^c$  中每个顶点都与局部模型中的顶点一一对应, 设  $V^c = \{v'_1, v'_2, \dots, v'_n\}$ , 此时顶点  $v'_i$  即为与顶点  $u_i$  对应的顶点. 对应点的权重相应的表示为  $w_{ij}^c = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}\}$ , 式(5)可以重新表示如下:

$$E_j(b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\| w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v'_i \\ 1 \end{bmatrix} - u_i + \sum_{j=1, j \neq \hat{j}}^B w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v'_i \\ 1 \end{bmatrix} \right\|_2^2 \quad (6)$$

$$\text{设 } q_i = u_i - \sum_{j=1, j \neq \hat{j}}^B w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v'_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

则式(6)可以变为如下形式:

$$E_j(b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\| w_{ij} [R_j | T_j] \begin{bmatrix} v'_i \\ 1 \end{bmatrix} - q_i \right\|_2^2 \quad (8)$$

设

$$\begin{aligned} \bar{v}_i &= v_i - v^* \\ \bar{q}_i &= q_i - w_{ij}^c q_i \end{aligned} \quad (9)$$

$$\text{其中 } v^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}^c v_i}{\sum_{i=1}^n w_{ij}^c}, \quad q^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}^c q_i}{\sum_{i=1}^n w_{ij}^c} \quad (10)$$

然后构建两个矩阵, 其中  $V = [w_{1j} \bar{v}_1 \ w_{2j} \bar{v}_2 \ \dots \ w_{nj} \bar{v}_n]$ ,  $Q = [\bar{q}_1 \ \bar{q}_2 \ \dots \ \bar{q}_n]$ , 并且  $V, Q \in R^{3 \times n}$ , 根据奇异值分解(SVD, Singular Value Decomposition)算法可以得到:

$$VQ^T = \sum_{i=1}^n w_{ij} \bar{v}_i \bar{q}_i^T = m J^T \quad (11)$$

对于最小二乘的优化问题, 常用的优化方法是根据信赖域搜索算法进行优化计算<sup>[16]</sup>, 但是本文是根据文献[3]中类似的优化方法, 最小化式(8), 进行直接计算求解出此次迭代的姿态参数  $R_j^f = Jm^T$ ,  $T_j^f = q^f + R_j^f v^c$ .

经过此次的求解, 我们能够得到对于姿态参数一次迭代的结果, 判断收敛性, 如果不收敛, 更新姿态

参数  $\beta$  的初始值, 继续进行下一次迭代优化, 再次求解姿态参数, 直到目标函数收敛.

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验数据与环境

本文的实验是在 8GB 内存, Intel(R) core(TM) i7-4790 CPU @3.60Hz 计算机上运行的, 预处理工作使用 C++ 进行编码, 优化迭代使用 Matlab 进行编码. 对于每一帧数据, 经过 3 至 8 次的迭代, 基本可以达到收敛, 实验过程中共有 6 个不同的人的数据, 包括三名男性和三名女性, 三名男性和三名女性各自都包含了偏旁、中等、偏瘦身材的个体, 每个人使用了 10 种姿态, 加上 6 个人标准姿态下的完整点云一共 66 幅点云, 实验表明, 本文的方法对于不同性别、体型、姿态的个体都要较好的姿态估计效果.

#### 3.2 实验结果比较

图 8 为一名身材中等女性的姿态估计图, 图 8(a)为基于 Kinect2.0 SDK 的姿态估计效果图, 图 8(b)为本文算法的实验效果, 红色圆圈标出的部分都是两种方法实验效果区别比较明显的部分. 图 9(a)和(c)为 Kinect 2.0 的姿态估计的关节特写图, 图 9(b)和(d)为本文方法的关节特写图, 从图中可以明显发现, 在部分关节处, Kinect 2.0 的姿态估计出现了明显的偏离, 除此之外, 我们根据式(4), 在两种方法之间进行了定量的比较, 其中  $RMSE = \sqrt{E(\beta)}$ , 如表 1 和表 2 所示, 其中, 表 1 为图 6(a)中的三名男性的姿态估计结果, 表 2 为图 6(b)中的三名女性的姿态估计结果. 可以看出, 本文方法误差明显低于 Kinect 2.0 中姿态估计的方法.

#### 3.3 扩展应用

本文根据最终优化出的姿态参数对标准模型进行驱动变形, 还原出局部模型完整的形状. 根据形状还原的优劣, 可以更加直观地看出姿态估计的好坏<sup>[17]</sup>, 如图 10 所示, 为一身材偏胖男性个体 10 种姿态下的局部模型, 图 11 为模型还原的结果图. 这一应用, 可以解决 Kinect 单视角获取数据的局限问题, 即仅仅通过获取一个视角的数据, 可以还原出 360 度的完整点云数据.

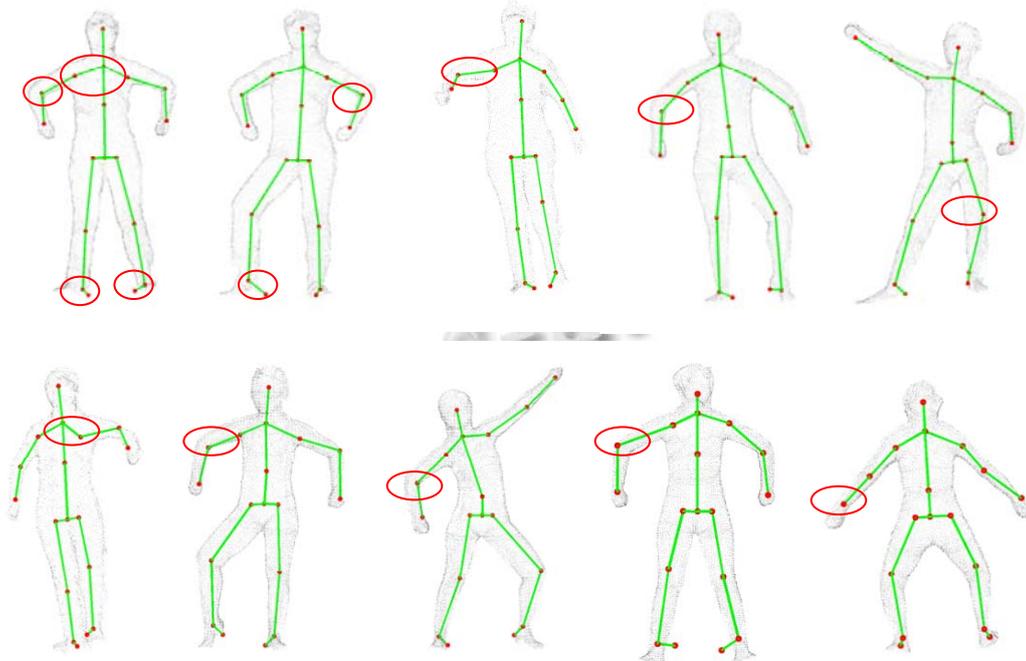
### 4 总结与展望

本文提出了一种结合个性化建模和深度数据的三维人体姿态估计的方法. 实验结果表明, 与传统方法(Kinect2.0 中姿态估计的方法)相比, 本文方法不依赖

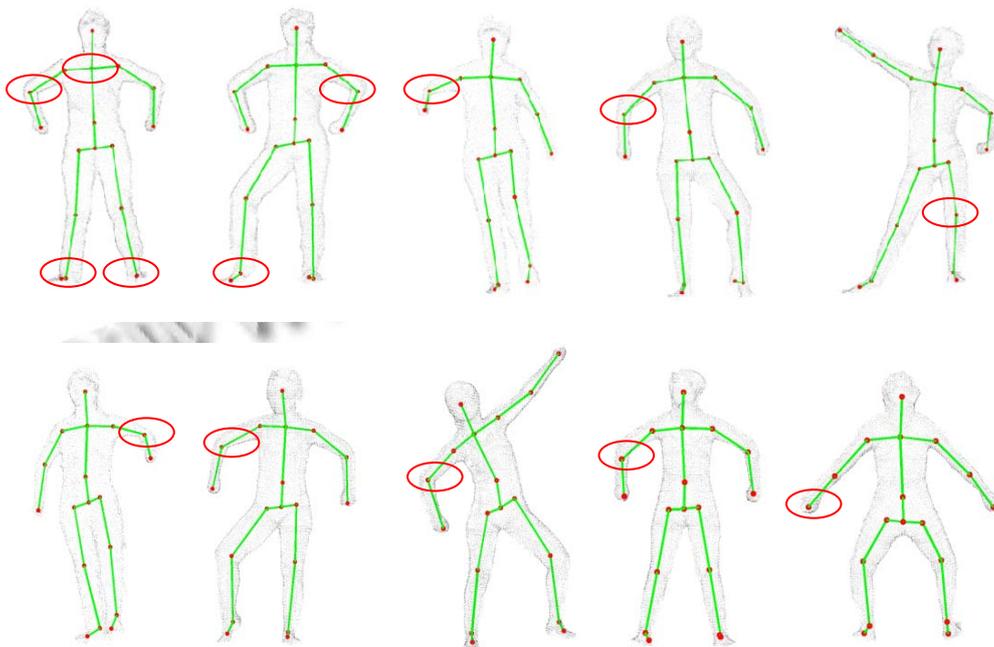
与大规模姿态数据库，并且误差有了明显的降低。

但是本文的方目前还不能做到实时的姿态估计。在进一步的工作中，我们将继续改进算法，提高运算速度，并且优化顶点的权重，使得三维人体的变

形更加符合人体的真实运动情况，从而减小完整模型与局部模型的误差，使得姿态估计的结果更加准确。

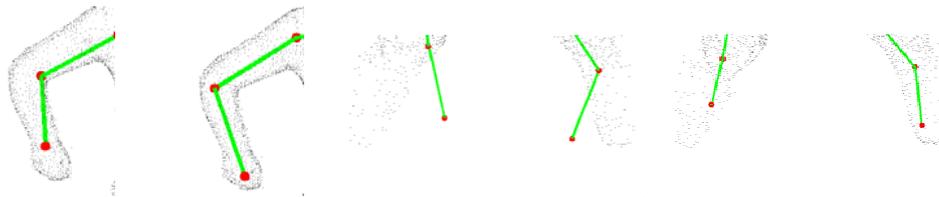


(a) Kinect2.0 SDK 姿态估计



(b) 本文算法的姿态估计

图 8 姿态估计实验结果



(a)Kinect 2.0 特写图 1 (b)本文方法特写图 1 (c)Kinect 2.0 特写图 2 (d)本文方法特写图 2  
图 9 姿态估计的实验结果细节

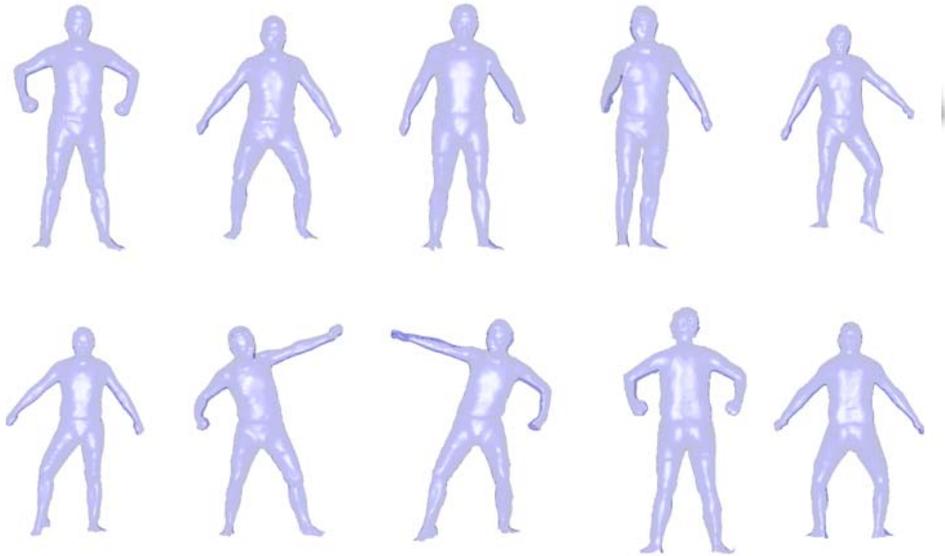


图 10 三维人体局部模型

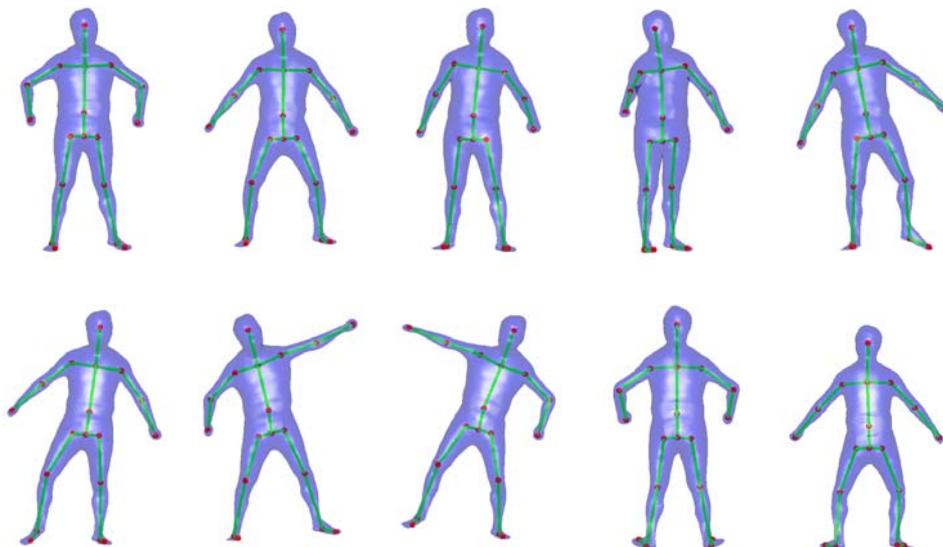


图 11 三维人体局部模型的还原

表 1 男性模型的实验误差对比

Dataset	方法	误差	Pose1	Pose2	Pose3	Pose4	Pose5	Pose6	Pose7	Pose8	Pose9	Pose10
Man1	本文方法	RMSE	1.1012	1.1804	1.0123	1.1082	1.7451	1.2365	1.3201	1.1067	1.2036	1.3894

	<b>SDK</b>		1.3458	1.4577	1.3012	1.4526	2.1245	1.4569	1.6302	1.3567	1.4569	1.6524
<b>Man2</b>	本文方法	RMSE	1.2015	1.3210	1.4120	1.1236	1.3268	1.2369	1.6584	1.2310	1.3451	1.4897
	<b>SDK</b>		1.5632	1.6527	4.7956	1.3687	1.6459	1.5239	2.0547	1.4621	1.5873	1.6982
<b>Man3</b>	本文方法	RMSE	1.3215	1.2362	1.3557	1.1058	1.3427	1.4153	1.5201	1.0267	1.2986	1.3558
	<b>SDK</b>		1.6019	1.4597	1.7012	1.4210	1.6234	1.7133	1.8963	1.3204	1.5266	1.4329

表2 女性模型的实验误差对比

Dataset	方法	误差	Pose1	Pose2	Pose3	Pose4	Pose5	Pose6	Pose7	Pose8	Pose9	Pose10
<b>Woman1</b>	本文方法	RMSE	1.2012	1.3204	1.3567	1.2367	1.4126	1.3687	1.2659	1.5016	1.6987	1.2367
	<b>SDK</b>		1.5119	1.5627	1.6238	1.4235	1.7028	1.6397	1.4365	1.7983	1.9026	1.4563
<b>Woman2</b>	本文方法	RMSE	1.1120	1.2028	1.0755	1.0482	2.1433	1.4142	1.3263	1.5121	1.4096	1.2392
	<b>SDK</b>		1.4236	1.4706	1.2221	1.3433	2.4084	1.6987	1.7216	1.8029	1.6987	1.5647
<b>Woman3</b>	本文方法	RMSE	1.1245	1.0542	1.1806	1.0279	2.0548	1.2334	1.1998	1.3429	1.0987	1.2569
	<b>SDK</b>		1.3855	1.4123	1.5016	1.3986	2.2104	1.4567	1.5321	1.6354	1.3209	1.5631

## 参考文献

- Hofmann M, Gavrilu DM. Multi-view 3d human pose estimation in complex environment. International journal of computer vision, 2012, 96(1): 103–124.
- Tierny J, Vandeborre JP, Daoudi M. Fast and precise kinematic skeleton extraction of 3d dynamic meshes. 19th International Conference on Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. IEEE. 2008. 1–4.
- Le BH, Deng Z. Smooth skinning decomposition with rigid bones. ACM Trans. on Graphics (TOG), 2012, 31(6): 199.
- Shotton J, Sharp T, Kipman A, et al. Real-time human pose recognition in parts from single depth images. Communications of the ACM, 2013, 56(1): 116–124.
- Ye M, Wang X, Yang R, et al. Accurate 3D pose estimation from a single depth image. International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2011:731–738.
- Brown S. XBox-Kinect-2.0. TECHNOLOGY, 2014.
- http://www.pointclouds.org/documentation/
- 钱锦锋.逆向工程中的点云处理.浙江大学学报,2005.
- 顾园园.散乱点云孔洞修补技术的研究与实现[博士学位论文].苏州:苏州大学,2008.
- Pagliari D, Menna F, Roncella R, et al. Kinect fusion improvement using depth camera calibration. ISPRS Technical Commission V Symposium. 2014, 5: 23–25.
- Kavan L, Collins S, Žára J, et al. Skinning with dual quaternions. Proc. of the 2007 Symposium on Interactive 3D Graphics and Games. ACM. 2007. 39–46.
- Myronenko A, Song X, Carreira-Perpinán M A. Non-rigid point set registration: Coherent point drift. Advances in Neural Information Processing Systems. 2006: 1009–1016.
- Baran I, Popović J. Automatic rigging and animation of 3d characters. ACM Trans. on Graphics (TOG), ACM, 2007, 26(3): 72.
- 于勇.基于样本融合的个性化虚拟人生成方法研究[博士学位论文].北京:中国科学院,2009.
- 陈启华,潘翔,张三元.语义知识约束的三维人体特征点检测和分割.计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(6): 1061–1068.
- 孙小军,焦建民,何俊红.解优化问题的遗传加速信赖域搜索算法.安徽大学学报(自然科学版),2008,17(3):22–25.
- Tierny J, Vandeborre JP, Daoudi M. 3D mesh skeleton extraction using topological and geometrical analyses. 14th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications (Pacific Graphics 2006). 2006.