

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1503-08

论文索引信息: 余权, 万华根, 金小刚, 彭群生. 基于立体视觉和 RBF 变形技术的个性化人手建模 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1503-1510

基于立体视觉和 RBF 变形技术的个性化人手建模

余权, 万华根, 金小刚, 彭群生

(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 杭州 310027)

摘要: 由于人手形状复杂、细节丰富, 构建个性化的人手模型充满挑战。提出一种基于立体视觉和 RBF 几何变形技术的个性化人手建模方法, 通过综合采用轮廓点和 SIFT 点描述手部特征, 提取用户手部 3 维特征点云, 并以点云为约束, 采用几何对齐两步法对齐手模板, 结合 RBF 插值算法, 得到具有用户特征的个性化手模型。实验结果表明, 该方法可以有效地重建出用户手的几何模型。

关键词: 人手建模; 立体视觉; 径向基函数插值; 迭代最近点; 个性化

Personalized hand modeling based on stereo vision and RBF interpolation

Yu Quan, Wan Huagen, Jin Xiaogang, Peng Qunsheng

(State Key Lab of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027 China)

Abstract: It is very challenging to construct a personalized virtual hand because of the complex shape and rich details of a human hand. An approach is proposed based on stereo vision and RBF interpolation to construct a personalized virtual hand model. Contour points and SIFT points are integrated to depict the features of a human hand, while a three-dimensional point cloud is extracted via stereo vision. A two-pass geometry alignment is performed to match a three-dimensional hand template to the point features. Guided by the point features, RBF interpolation is employed to deform the hand template to produce the personalized virtual hand model. Experimental results show that the proposed approach is functional enough to reconstruct the geometry of user's hand.

Keywords: hand modeling; stereo vision; RBF interpolation; iterative closest points; personalization

0 引言

手是在与物理世界交互中使用得最为频繁的工具。虚拟世界是对现实世界的延展, 人们可在虚拟世界中演绎现实世界的方方面面, 甚至创造出现实世界中不存在或无法满足的东西。虚拟手作为真实人手的化身, 使人们可将现实世界中习以为常的交

互方式无障碍地引入虚拟世界, 从而极大地方便人与虚拟世界的自然交互。

在虚拟现实环境中, 使用具有用户特征的人手模型能提高虚拟环境的真实性, 增强用户的沉浸感。但是由于人手的形状复杂、细节丰富、姿势多变, 同时人们对自己的手极为熟悉, 因此构建个性化的人手模型是一件困难的工作。

针对人手建模, 很多研究人员做了大量有意义

收稿日期: 2010-07-19; 修回日期: 2011-01-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(60970078, 60933007); 国家高技术研究发展计划(863)项目(2009AA012107); 国家重点基础研究发展计划(973)项目(2009CB320804)。

第一作者简介: 余权(1986—), 男, 浙江大学计算机应用专业硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉。

E-mail: yuquan@zjucadeg.cn。

通讯作者: 万华根, hgwan@cad.zju.edu.cn。

的工作。瑞士 MIRALab 实验室是较早从事人体建模的研究机构,他们主要以多层次几何变形技术,从几何建模和运动建模的角度来构建人手模型,以满足动画制作的要求^[1-3]。文献[4]使用数据手套构建一个关于手的骨骼模型的数据库,根据一定的约束,在一个低维空间中查找所需要的手模型。文献[5]提出一种以显式参数来构建手部皮肤的褶皱的方法,他们将褶皱分为粗细两种粒度,通过雕刻用户指定的方向场来构建细粒度的褶皱,通过几何变形构建粗粒度的褶皱。文献[6]提出一种从医学图像中构建基于样例的人手建模方案,他们从若干个手势的医学图像中估计出手的各关节结构及角度,以及皮肤网格点相对于各相关骨骼的权重,然后使用数据驱动的方法,通过几何变形得到人手模型。文献[7]基于人手解剖学,提出借助于一张图片构建人手模型的方法,他们使用张量投票(tensor voting)算法,从图片中提取皮肤的主要皱褶和几何信息;通过分析人手表面的解剖学信息,估计出关节信息;通过匹配图片上手的轮廓和手模板的轮廓,对手模板进行变形,从而得到了用户的手模型。文献[8]提出一种基于生物力学模拟的技术,构建手的筋腱和肌肉的方法,他们将生物力学模拟无缝整合到传统的角色动画技术中,构造出筋腱和肌肉的运动数据,使得筋腱和肌肉可以自动地跟随骨骼的运动而运动。

1 算法概述

针对虚拟环境中人手自然交互的需求,提出一种新的个性化人手建模方法,即采用 3 维重建技术和几何变形技术,通过提取用户手上主要的特征点,得到 3 维点云,并以点云为约束,驱动手模板(已有的 3 维人手模型)进行几何变形,进而得到具有用户特征的个性化手模型。如图 1 所示,算法主要分为 3 步:

1) 进行特征点提取与匹配,以及 3 维重建。首先获取人手的两段同步视频,利用图像处理方法,提取可靠的人手特征点,然后通过特征点匹配,得到一系列特征点对。借助于立体视觉中的稀疏点匹配算法,可计算特征点对的 3 维坐标,得到具有用户手部特征的 3 维点云。

2) 进行几何对齐,即将 3 维点云和手模板进行对齐。首先将 3 维点云和手模板规范化到同一尺度空间,然后通过粗略对齐和精准对齐,得到手模板的最理想的位置和朝向,以及 3 维点云和手模板的各顶点之间的最佳匹配关系。

3) 进行几何变形,即以 3 维点云为约束,驱动手模板变形,生成满足用户特征的个性化的手模型。

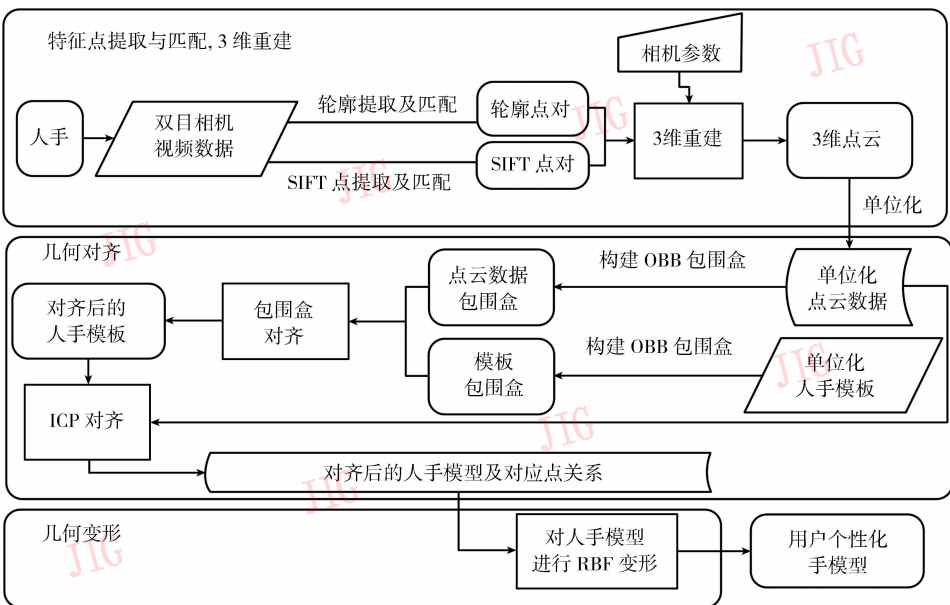


图 1 算法流程
Fig 1 Algorithm flow

2 特征点提取、匹配与 3 维重建

要得到具有用户特征的个性化的人手模型,合理有效地描述手部特征是基础,也是关键的一步。图像的特征有很多种,比如角点特征、轮廓特征、颜色特征、各种形状特征、纹理特征等。采用轮廓点和 SIFT 点作为描述用户手部的特征点。轮廓特征是手模型中最为显著的特征之一,它最直接地描述着手的形状;SIFT 特征^[9]具有诸多优点,比如对旋转、缩放和亮度变化保持不变性,对视角变化、仿射变换和噪声也保持一定程度的稳定性。

为了减小匹配的错误率,采取一系列的方法,如利用轮廓缺陷(convexity defects)增强匹配的正确

率,使用区域增长算法剔除异常点等。

2.1 轮廓点提取与匹配

首先,将人手从图片背景中分离出来,得到手的轮廓。然后,计算轮廓的 2 维凸包,得到两者之间的刚性变换关系,进而对两个轮廓(分别来自左、右相机)进行粗略的对齐。最后,使用 2 维迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法^[10-11],对两个轮廓进行更加精确的对齐操作。

完成对齐工作之后,我们计算两个轮廓点之间的对应关系。如果两点(分别来自这两个轮廓)之间的距离小于预先设定的阈值(比如一个或两个像素),就认为这两点组成了一对轮廓匹配点。实验中,轮廓匹配几乎没有发生匹配错误的情况。

图 2 显示的是轮廓匹配的结果。

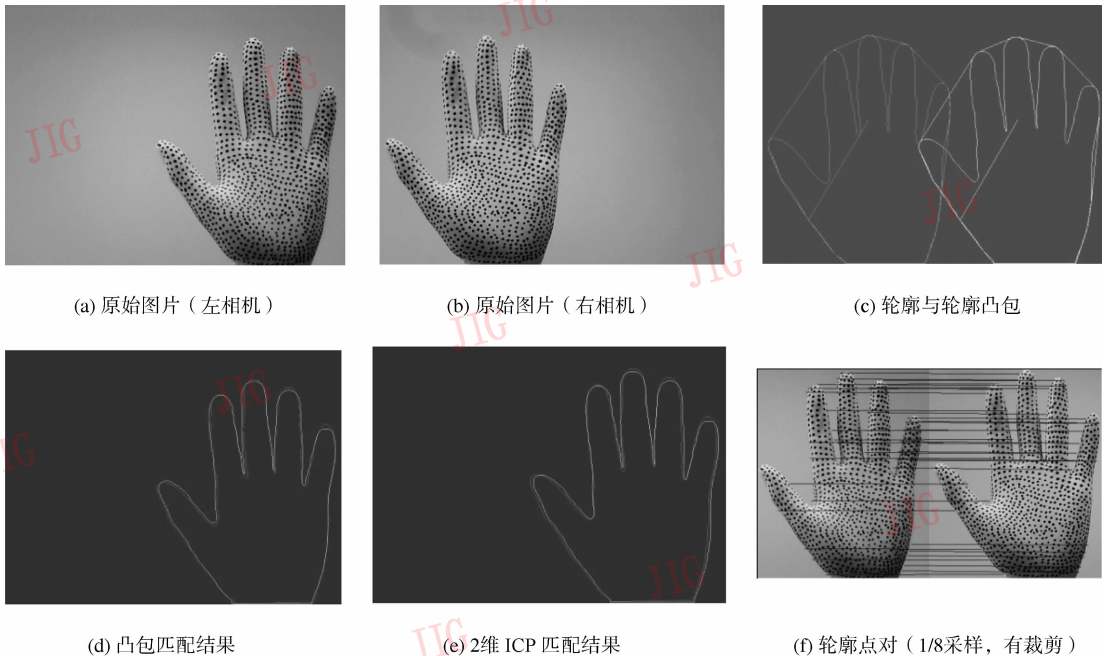


图 2 轮廓匹配

Fig 2 Counter match

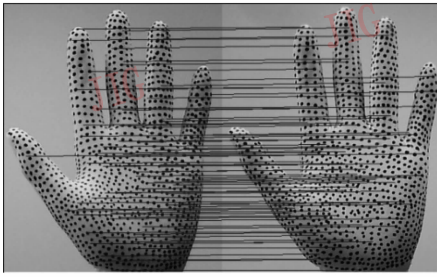
2.2 SIFT 点提取与匹配

SIFT 算法是一种提取图像局部特征的算法,它在尺度空间寻找极值点,提取位置、尺度、旋转不变量。为了增强匹配的稳健性,使用 4×4 共 16 个种子点来描述关键点,使用 128 维的特征向量来描述 SIFT 特征。在匹配过程中,采用关键点特征向量的欧氏距离作为关键点的相似性判定度量。取左相机视图中的某个关键点,并找出其与右相机视图中欧氏距离最近的前两个关键点。在这两对关键点中,如果最近的距离小于给

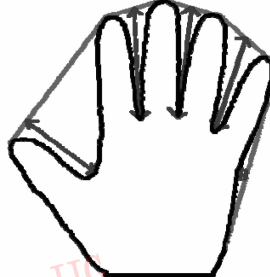
定的距离阈值,并且最近的距离与次最近的距离之比小于给定的比例阈值,则将它们作为一对 SIFT 匹配点。

由于 SIFT 匹配不能保证百分之百的正确性,将五指和手掌依据轮廓缺陷信息进行分割,得到不同的区域。在对应区域内,寻找 SIFT 匹配点。这样就可以降低 SIFT 匹配的条件,得到更多更可靠的 SIFT 点对。实验中,SIFT 匹配错误的情况还是比较少的。

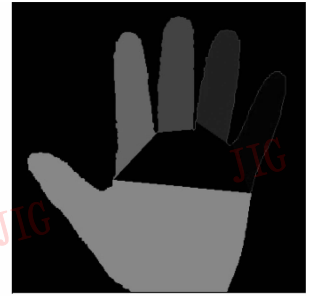
图 3 显示的是 SIFT 点匹配结果。



(a) SIFT 点匹配结果 (1/15 采样, 有裁剪)



(b) 轮廓缺陷 (示意图)



(c) 五指和手掌分割结果

图3 SIFT 点匹

Fig 3 SIFT points matching

2.3 特征点云重建

得到轮廓匹配点和 SIFT 匹配点后,就可以利用 3 维重建技术来计算这些匹配点的 3 维坐标,得到人手的特征点云数据。首先进行相机标定,包括畸变校正(undistortion)、立体标定(stereo calibration)和立体校正(Stereo Rectification),得到两个相机的内参和重投影矩阵。设左、右相机图片中的特征点对像素坐标分别为 (x^l, y^l) 和 (x^r, y^r) ,重投影矩阵为 Q , $d = x^l - x^r$ 是视差,则可使用式(1)计算特征点的 3 维坐标 $[X/W, Y/W, Z/W]$:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix} = Q \begin{bmatrix} x^l \\ y^l \\ d \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

在实验中,发现点云中有些点的位置明显错误,属于异常点。针对这一情况,采用区域增长算法对异常点予以剔除。从点云的质心开始,以一个较小的半径为搜索半径,将处于半径内的点加入集合中,然后以集合中的新加入的点为中心,继续以该半径为搜索半径进行查找,直到没有新的点加入集合中为止。排除异常点的另一个重要目的在于,在几何对齐中,异常点会极大地影响基于 OBB 的粗略对齐的准确性。

3 几何对齐

几何对齐的目的在于将手模板对齐到人手特征点云,并得到手模板顶点与点云之间的对应关系。为了与几何对齐中约定俗成的表述方法一致^[11],记 3 维人手特征点云为“模型”(model,即对齐中不发生变化的点集),记手的 3 维模板为“数据”(data,即

对齐中发生变化的点集)。几何对齐就是将数据对齐到模型。

在两个相机拍摄一帧数据的过程中,因为持续的时间极短(约 0.04 s),所以可把用户的手当作刚体来处理。我们首先使用包围盒信息,将数据粗略地对齐到模型上,然后,使用迭代最近点算法^[10-12]得到更加精确的匹配结果。经过这一步骤,即可得到对齐之后手模板的新位置和朝向,以及手模板顶点和人手特征点云中的点的最佳匹配关系。

3.1 粗略对齐

首先,为模型和数据分别构建有向包围盒 OBB^[12]。不妨假设模型与数据均采用三角网格表示(对于人手特征点云,通过 Delaunay 三角化可方便地构造其三角网格),则可通过顶点坐标的均值和协方差矩阵来计算 OBB 的方向、位置和大小。设三角网格共有 n 个顶点,第 n 个三角形的顶点坐标为 p^i, q^i 和 r^i ,则顶点坐标的均值 μ 和协方差矩阵 $C = [c_{jk}]_{3 \times 3}$ 可以表示为

$$\mu = \frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n (p^i + q^i + r^i) \quad (2)$$

$$c_{jk} = \frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n (\overline{p_j^i p_k^i} + \overline{q_j^i q_k^i} + \overline{r_j^i r_k^i}) \quad (3)$$

式中, $\overline{p^i} = p^i - \mu$, $\overline{q^i} = q^i - \mu$, $\overline{r^i} = r^i - \mu$ 都是 3 维向量,如 $\overline{p^i} = (\overline{p_1^i}, \overline{p_2^i}, \overline{p_3^i})^T$ 。 c_{jk} 是 3×3 的协方差矩阵 C 的元素。

协方差矩阵 C 是一个对称矩阵,其正规化后的 3 个特征向量就是 OBB 的方向轴。通过将三角网格的所有顶点分别投影到这 3 个方向轴上,计算出各投影点在各方向轴上的最大值和最小值,即可确定 OBB 的位置和大小。

将 OBB 的表示为三元组 $OBB(R, T, E)$ (其中 R, T, E 分别表示方向轴矩阵、位置向量和大小向量), 并假设所构造的模型和数据的 OBB 分别为 $OBB_1(R_1, T_1, E_1)$ 和 $OBB_2(R_2, T_2, E_2)$, 则将 $OBB_2(R_2, T_2, E_2)$ 对齐到 $OBB_1(R_1, T_1, E_1)$ 可由下式完成:

$$\begin{aligned} R_1 &= R \times R_2 \\ T_1 &= T + T_2 \\ E_1 &= S \times E_2 \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $R_{3 \times 3}, T_{3 \times 1}, S_{3 \times 3}$ 分别表示旋转矩阵, 平移向量和缩放矩阵。

将 $T_{3 \times 1}, R_{3 \times 3}, S_{3 \times 3}$ 依序作用在数据上, 即可完成数据和模型之间的粗略对齐。

3.2 精确对齐

完成粗略对齐后, 即可进行数据与模型间的精确对齐。采用 ICP(迭代最近点)算法^[10-11], 精确地将数据匹配到模型上。

ICP 算法根据纯几何信息, 通过最小化数据与模型的误差, 多次迭代计算两者之间的刚性变换, 直到两者之间的误差收敛到足够小。基本的 ICP 算法的步骤如图 4 所示。



图5 点到平面的距离

Fig 5 Distance between a point and a plane

模型是点云数据, 考虑到 q_i, p_i 距离的对称性, 本文使用数据(手模板)点 p_i 的法向来近似作为 n_i 。

在粗略对齐的基础上, 数据只需要旋转一个较小角度就可以与模型对齐。因此, 可假设 $\sin\theta \approx \theta, \cos\theta \approx 1$, 其中 θ 是旋转角。则式(5)可以线性化为

$$E = \sum ((p_i - q_i) \times n_i + r \times (p_i \times n_i) + t \times n_i)^2 \quad (6)$$

式中 $r = [r_x, r_y, r_z]^T$ 。

构建如下的线性系统来求解:

$$Ax = b \quad (7)$$

式中,

$$A = \begin{bmatrix} p_1 \times n_1 & n_1 \\ p_2 \times n_2 & n_2 \\ \dots & \dots \\ p_N \times n_N & n_N \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} -(p_1 - q_1) \times n_1 \\ -(p_2 - q_2) \times n_2 \\ \dots \\ -(p_N - q_N) \times n_N \end{bmatrix}$$

$x = \begin{bmatrix} r \\ t \end{bmatrix}$ 使用最小二乘法求解式(7)

$$A^T Ax = A^T b \quad (8)$$

$$x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (9)$$

得到 x 的一组解之后, 把它作用在数据上以更新数据, 然后进入下一次的迭代。

为了加速查找最近距离的点, 对手模板的所有顶点构建 KD 树, 使用 KNN(K-nearest neighbors) 算法使得查找最短距离点的时间大为减少。至于权重, 简单地使用常数权重。对于异常点的排除, 则使用一个预先设定的阈值, 当一对点之间的距离大于该阈值时, 则排除该点对。

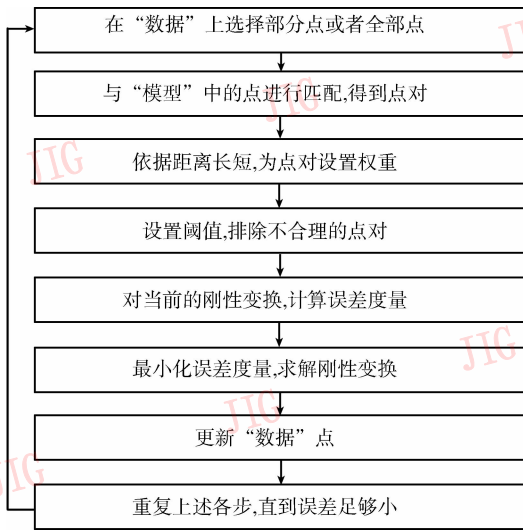


图4 ICP 算法步骤

Fig 4 ICP algorithm steps

选择点到平面的距离(图5), 来代替点到点的距离, 以加速误差的收敛速度。

记模型上各顶点为 q_i , 法向为 n_i , 数据上各顶点为 p_i , 则数据与模型顶点之间的误差度量为

$$E = \sum ((R p_i + t - q_i) \times n_i)^2 \quad (5)$$

式中 R, t 分别是所求的旋转矩阵和平移向量。由于

4 基于 RBF 差值的几何变形

由于要求的几何变形较为轻微, 同时并没有保持体积、保持局部细节等要求, 因此, 采用径向基函数差值(RBF)^[13-14]的方法即可满足需要。RBF 方法的输入是一个 3 维模型, 以及其中部分点(称为边界点或约束点)的新位置, 通过对网格

边界点位移的插值,得到网格所有顶点的位移量,将位移量叠加到顶点原来的位置,就得到了所有顶点的新位置。

4.1 人手特征点云引导的手模板 RBF 变形

在 RBF 算法中,给定网格中 n_b 个边界点的新位置,则网格其余各点的新位置,可以通过 RBF 插值来得到。插值函数如下:

$$s(x) = \sum_{j=1}^{n_b} \alpha_j \phi(\|x - x_{b_j}\|) + p(x) \quad (10)$$

式中, α_j 是未知的一组插值系数, x 是网格上的 3 维顶点坐标, x_{b_j} 是边界点,其新位置已知; $\phi(\cdot)$ 是径向基函数,可以根据需要有不同的定义; $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离; $p(x) = \beta_1 x + \beta_2 y + \beta_3 z + \beta_4$ 是线性多项式, $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 是未知的系数; $s(x)$ 表示点 x 的位移,对于边界点,此值为 0,对于非边界点,则需要计算。

人手 3 维特征点云就是 RBF 变形中的边界点。由于 3 维点云表征着用户手的特征,所以变形后的手模板就是满足用户特征的个性化的手模型。对于所有的边界点,应用式(10),得到方程组:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{d}_b \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{b,b} & \mathbf{P}_b \\ \mathbf{P}_b^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha} \\ \boldsymbol{\beta} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, \mathbf{d}_b 是一已知的 n_b 维列向量,表示在 x (或 y, z) 方向上的位移; $\mathbf{M}_{b,b}$ 是一已知的 $n_b \times n_b$ 维矩阵,其元素 $M(i, j) = \phi_{b_i b_j} = \phi(\|x_{b_i} - x_{b_j}\|)$; \mathbf{P}_b 是一已知的 $n_b \times 4$ 维矩阵,其第 j 行为 $\mathbf{P}_b(j, :) = [1, x_{b_j}, y_{b_j}, z_{b_j}]$; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n_b}]^T$ 是 n_b 维列向量,即式(10)中的一组未知的插值系数; $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4]^T$ 是一未知的 4 维列向量。

对于式(11),对 x, y, z 3 个分量分别求解方程组,可得到 3 组 $\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}$,然后对手模板的所有顶点应用式(10),可分别得到各顶点在 x, y, z 分量上的偏移量,将偏移量叠加到手模板各顶点原来的位置,即可得到该顶点的新位置,也就是变形的结果,即所需要的个性化人手模型。

4.2 增量式最小二乘法

RBF 变形的主要计算量在于线性方程组(11)的求解。对于式(11)的线性系统,通常可以使用矩阵的 LU 分解或 QR 分解等方法来求解。但是对于维数较大的矩阵,无论是 LU 分解还是 QR 分解效率都不高且没有必要。为了提高求解效率,在精度和速度之间进行了有效平衡,通过采用增量式最小二乘法^[14]求解 RBF 插值中的线性系统,一方面极

大地减少了求解线性系统的时间代价,另一方面通过选取对变形影响较大的基函数而忽略对变形影响较小的基函数,来进一步减少各顶点新位置的计算量。

对于 $m \times n$ 的超定系统 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$,由于向量 \mathbf{b} 的维数可能不等于矩阵 \mathbf{A} 的秩(如 RBF 中,某些边界点在变形中保持位置不变),所以,该线性系统不可能得到精确解,因此,采用最小二乘法求解近似解。设残差 $\mathbf{r} = \mathbf{Ax}^* - \mathbf{b}$, $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}^*$ 。令 \mathbf{A} 的完整 QR 分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{R} = (\mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_2) \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ 0 \end{pmatrix} \quad (12)$$

$\mathbf{Q}_1 \in \mathbf{R}^{m \times n}$, \mathbf{Q}_1 的各列组成 $rg(\mathbf{A})$ 空间的一组正交基。于是

$$\mathbf{y} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_1^T \mathbf{b}, \mathbf{x}^* = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Q}_1^T \mathbf{b} \quad (13)$$

由于 $\mathbf{Q}_2 = (\mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_2) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 是正交的,于是 \mathbf{b} 可以表示为

$$\mathbf{b} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_1^T \mathbf{b} + \mathbf{Q}_2 \mathbf{Q}_2^T \mathbf{b} \quad (14)$$

则残差

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}^*\| = \|\mathbf{b} - \mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_1^T \mathbf{b}\| = \\ &\|\mathbf{Q}_2 \mathbf{Q}_2^T \mathbf{b}\| = \|\mathbf{Q}_2^T \mathbf{b}\| = \\ &\|(\mathbf{Q}_2^T \mathbf{b})_{(n+1):m}\| \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $(x)_{(n+1):m}$ 表示列向量 $[x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_m]^T$ 。

在 QR 分解过程中, $\mathbf{Q}^T = \mathbf{H}_k^T \dots \mathbf{H}_2^T \mathbf{H}_1^T, k \leq m$, $\mathbf{Q}^T \mathbf{b}$ 随之更新。增量式最小二乘法伪代码如下:

1. For $n = 1$ 到 m {
 - 1.1 选择或构造矩阵 \mathbf{A} 的下一个列向量 \mathbf{a}_n ;
 - 1.2 将 \mathbf{a}_n 乘上先前所有的反射变换矩阵: $\mathbf{a}_n \leftarrow \mathbf{H}_{n-1} \mathbf{H}_{n-2} \dots \mathbf{H}_1 \mathbf{a}_n$;
 - 1.3 计算下一个反射变换矩阵 $\mathbf{H}_n = \mathbf{H}(\mathbf{a}_n)$, 并作用在 \mathbf{a}_n 和 \mathbf{b} 上: $\mathbf{a}_n \leftarrow \mathbf{H}_n \mathbf{a}_n, \mathbf{b} \leftarrow \mathbf{H}_n \mathbf{b}$;
 - 1.4 如果 $\|\mathbf{b}_{(n+1):m}\| < \varepsilon$, 则停止。
2. 计算 $\mathbf{R} \leftarrow \mathbf{Q}^T \mathbf{A}$;
3. 计算 $\mathbf{b} \leftarrow \mathbf{Q}^T \mathbf{b}$;
4. 求解 $n \times n$ 的三角系统 $\mathbf{Rx} = \mathbf{b}$ 。

5 实验结果与讨论

如图 6 所示,所使用的双目视觉系统由两个并置的网络摄像头构成,采用多线程编程技术由软同步实现立体视频捕获。所采用的人手 3 维模板姿态为五指张开向上。



图 6 并置的网络摄像头双目系统

Fig 6 Binocular stereo vision system composed by two parallel web cameras

因为裸手的特征比较少,即使是 SIFT 特征,正确匹配的特征点对也只有 50 对左右,远达不到描述人手特征的要求。所以我们借鉴文献[15]中的方法,为用户配置着色手套,在有效增加特征点的同时并未破坏用户手的外形特征。

图 7 是重建的人手 3 维点云,其中红色表示深度大,绿色表示深度小。图 8 是 ICP 匹配结果,其中蓝色点表示手模板,绿色到红色的点表示人手 3 维点云。图 9 是测试用的人手及其重建结果。

实验中,发现 3 维点云与人手模板的对齐工作是最为关键的一步。由于模板中手的姿势与拍摄时

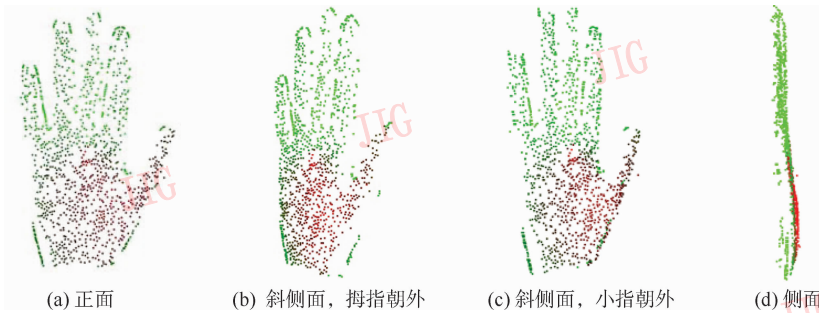


图 7 3 维点云

Fig 7 3D points cloud

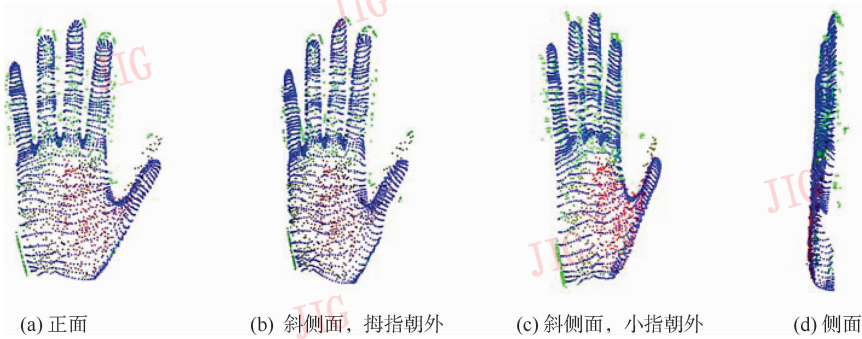


图 8 ICP 匹配结果

Fig 8 The result of ICP matching



图 9 测试用的人手及其重建结果

Fig 9 Testing hand model and the reconstruction result

用户手的姿势存在一定的差异,比如五指的长短、粗细,张开的角度等,使得计算得到的3维点云不能理想地与手模板进行对齐,从而对实验结果造成较大的影响。

6 结 论

针对虚拟环境中人手自然交互的需求,提出一种基于立体视觉和3维几何变形技术的个性化人手建模方法。通过提取用户手部3维特征点云,并以点云为约束,驱动手模板进行3维几何变形,得到具有用户特征的个性化手模型。

主要结论如下:

1) 提出一种基于视觉重建和几何变形相结合的个性化人手建模方案;

2) 提出几何对齐两步法,即基于OBB的粗略对齐和基于ICP的精确对齐,提高了几何对齐的效率和质量;

今后的工作将主要集中在以下几个方面:

1) 从多个角度同时拍摄人手的模型,基于局部ICP算法,高效地构建出完整的个性化人手模型;

2) 增加手部的纹理细节,构建具有高度真实感的个性化人手模型;

3) 构建不同年龄、性别、种族的用户人手模板,自动选择最合适的模板进行变形。

参考文献 (References)

- [1] Magnenat-Thalmann N, Laperrière R, Thalmann D. Joint-dependent local deformations for hand animation and object grasping [C]// Proceedings on Graphics Interface ' 88. Toronto, Ont., Canada: Canadian Information Processing Society, 1988: 26-33.
- [2] Moccozet L, Magnenat-Thalmann N. Dirichlet free-form deformations and their application to hand simulation [C]// Proceedings of the Computer Animation '97. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1997: 93-102.
- [3] Moccozet L, Magnenat-Thalmann N. Multilevel deformation model applied to hand simulation for virtual actors [C]// Proceedings of the 1997 International Conference on Virtual Systems and MultiMedia. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1997: 119-128.
- [4] Lin John, Wu Ying, Huang S T. Modeling the constraints of human hand motion [C]// Proceedings of the Workshop on Human Motion. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2000: 121-126.
- [5] Yosuke Bando, Takaaki Kuratate, Tomoyuki Nishita. A simple method for modeling wrinkles on human skin [C]// Proceedings of the 10th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2002: 166-175.
- [6] Tsuneya Kurihara, Natsuki Miyata. Modeling deformable human hands from medical images [C]// Proceedings of the 2004 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer Animation. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2004: 355-363.
- [7] Taehyun Rhee, Ulrich Neumann, Lewis J P. Human hand modeling from surface anatomy [C]// Proceedings of the 2006 symposium on Interactive 3D graphics and games. New York, USA: ACM Press, 2006: 27-34.
- [8] Sueda Shinjiro, Kaufman Andrew, Pai Dinesh K. Musculotendon simulation for hand animation [EB/OL]. (2008-08-11) [2010-12-21]. <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1360682>.
- [9] Lowe David G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] Chen Yang, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.
- [11] Szymon Rusinkiewicz, Marc Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm [C]// Proceedings of 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec City, Canada: IEEE Computer Society, 2001: 145-152.
- [12] Gotschalk S, Lin M C, Manocha D. OBBTree: a hierarchical structure for rapid interference detection [C]// Proceedings of SIGGRAPH ' 96. New York, USA: ACM Press, 1996: 171-180.
- [13] Boer A de, van der Schoot M S, Bijl H. Mesh deformation based on radial basis function interpolation [J]. Computers and Structures, 2007, 85(11-14): 784-795.
- [14] Botsch Mario, Kobbelt Leif. Real-time shape editing using radial basis functions [J]. Computer Graphics Forum, 2005, 24(3): 611-621.
- [15] Wang Robert Y, Jovan Popovi Ć. Real-time hand-tracking with a color glove [EB/OL]. (2009-08-03) [2010-12-21]. <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=1531369>.