

基于单台 Kinect 的高精度个性化人体建模方法

张克 刘弘 陆佃杰 徐剑客

(山东师范大学信息科学与工程学院, 济南, 250014)

摘要: 提出一种基于单台 Kinect 的高精度三维人体建模方法。首先使用一台 Kinect 对人体头部进行扫描, 以获取高精度的头部点云数据; 其次, 在保持头部精确度的基础上对所获取的点云数据进行采样预处理; 最后利用层次化的紧支撑径向基函数(CS-RBFs)将采样后的点云与已有的人体躯干进行拟合获得 3D 人体模型。仿真结果表明, 该方法能够提高人体模型的精确度并提高建模速度。

关键词: 人体建模; Kinect; 紧支撑径向基函数; 隐式曲面

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Personalized Human Body Modeling with High Precision Based on Single Kinect

Zhang Ke, Liu Hong, Lu Dianjie, Xu Jianke

(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan, 250014, China)

Abstract: A personalized human body modeling method with high precision based on single Kinect is proposed. Firstly, the high-precision point cloud of a human head using single Kinect is obtained. Then, the point cloud is preprocessed based on maintaining the accuracy of the head. Finally, by employing the hierarchical compactly supported radial basis function (CS-RBFs), the sampled point cloud is fitted with the existing human body to get 3D human body model. Simulation results show that the proposed method can enhance accuracy and speed of human body modeling.

Key words: human body modeling; Kinect; compactly supported radial basis functions; implicit surface

引言

计算机群体动画因为具有准确、智能以及操作性强的特点, 已经在动漫动画、网游制作、交通管理、人群疏散和灾难逃生等方面取得了很好的效果。如何对真实的人体进行三维建模并应用到群体动画中是当前群体动画仿真系统面临的一个重要挑战。而传统的 3D 人体建模方法存在模型创意性少、模型多样性差等方面的问题。本文提出了基于单台 Kinect 的高精度个性化人体建模方法, 力图为群体动画仿真的角色设计提供更加丰富的创作工具。自 Kinect 发布以来, 大家纷纷提出使用 Kinect 构建三维人体模型的方法。文献[1]提出使用 3 个 Kinect 从不同的角度扫描人体, 在经过迭代等过程重建人体三维模型。文献[2]提出了 Meanshift 算法, 但该算法容易造成被跟踪人体丢失的问题。文献[3]提出当使

用 Kinect 时其深度数据随机误差的影响因素。文献[4]使用 Kinect 实现了对人手的标记和跟踪。

以上通过 Kinect 得到的人体模型的方法虽然能够构建个性的人体模型,但是算法复杂,不容易实现。由于 Kinect 扫描精度以及范围的限制,所建模型普遍存在精确度不高的问题。在计算机动画中,观众对人体的关注度主要集中在头部,因此本文致力于使用单台 Kinect 构造高精度的人体头部模型,然后从人体模型库中获取不同的躯干,通过将高精度头部模型与已有人体躯干相拟合的方式获得多样性的个性化人体模型。

1 本文方法概述

本文主要介绍了使用 Kinect 获得头部点云数据,然后通过预处理删除冗余的点,使用基于隐式曲面的方法简化并去除使用 Kinect 获取模型时出现的不足,重构一个简化的头部模型,并与已有的人体躯干拟合,从而获得多样性的个性化人体模型。

在进行人体建模的过程中需要对人体的各部位进行处理,尤其是头部处理过程更是复杂,而头部又是人体模型中最具特色的部位。虽然使用一台 Kinect 无法方便地获得一个完整的人体模型,但通过一台 Kinect 扫描可以获得比较精细的头部模型,但是获得的模型可能会存在漏洞,重叠的现象,如图 1 所示。本文使用基于隐式曲面的方法可以在获得的头部点云的基础上重建一个完整的头部模型。



图 1 原始模型

Fig. 1 Original model

本文方法分 3 个步骤:(1)取样。使用 Kinect 扫描获得头部点云数据。(2)预处理。对于获得的头部点云数据采取均匀取样的方法。因为使用 Kinect 获得的头部点云的数据密度非常高,采用随机的方法仍然可以保留头部的主要特征。(3)人体模型重建。对取得的点采用紧支撑径向基函数的层次化方法进行模型恢复,恢复成隐式曲面^[5]模型,实现头部与躯干的融合,重建 3D 人体模型。

在本文方法中,使用 Kinect 扫描获得的头部模型比较精细,但在实际操作中总是会出现一些漏洞或重叠,而且取样得到的点云数据非常巨大,如果直接进行处理,不仅消耗系统资源,而且浪费时间,因此,采用随机取点的方式重新取样。实验证明这样不仅可以获得同样的效果,而且效率更高,还可以很好地拟合模型中的不足。

2 个性化人体建模系统

2.1 预处理

在进行曲面拟合过程中如果点数太多肯定会影响效率,而通过基于隐式曲面的建模方式,在使用相对少量的点的情况下就可以拟合出相同的效果,重建头部模型。通过 Kinect 扫描得到整个模型的点云数据是一个庞大的数据,需要对这些数据进行预处理。在本文中采用随机取点的预处理方法,因为原模型中的点云数据非常密集,采用随机取点的方法可以保留头部特征,如图 2 所示。

2.2 隐式曲面重构

本文利用紧支撑径向基函数(Compactly supported radial basis functions, CS-RBFs)的层次化方法^[6]进行曲面重构,重建模型。径向基函数(Radial basis function, RBF)^[7]是关于中心点径向对称的函

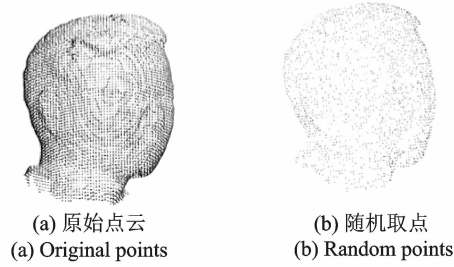


图2 随机取点

Fig. 2 Obtaining points randomly

数,可分为紧支撑和非紧支撑^[8]径向基函数。非紧支撑径向基函数适合于不规则、非均匀采样数据的差值和不完全网格的修复,而紧支撑径向基函数则缺乏修复缺失数据的能力。紧支撑径向基函数的差值矩阵是一个对角占优的稀疏矩阵,只影响其支撑范围内的点,矩阵的存储和求解的复杂度较小,有利于大数据量的重建工作。而本文中用到的模型是具有大量数据的模型,所以本文采用紧支撑径向基的层次化方法进行曲面重构。

2.2.1 CS-RBF 差值

(1) 紧支撑径向基函数模型

假设 $P = \{p_i\}$ 为模型中随机获取的 N 个散乱点,并同时获取每个点所对应的法向量 n_i 。在给定的此 R^3 三维空间中的点云 M 上的 N 个散乱点,找一个合理插值 M 的三维函数 $f(x)$,且当 $f(x) = 0$ 时,即插值点云 M ,而当 $f(x) \neq 0$ 时,则将三维空间中的点云分成了两部分。 $f(x) > 0$ 的部分假设曲面内部空间即法向量的方向所指向的空间;则当 $f(x) < 0$ 时,表示在曲面外部空间的点。通过函数值 CS-RBF^[9] 来插值这 N 个散乱点,可表示为

$$f(x) = \sum_{p_i \in P} [g_i(x) + c_i] \phi_\sigma(\|x - p_i\|) \quad (1)$$

式中: $\phi_\sigma(r) = \phi(r/\sigma)$; $\phi_\sigma(r) = (1-r)^4 + (4r+1)$; $g_i(x)$ 和 c_i 分别为待求的未知函数和系数; σ 为支撑半径,通过对 N 的密度的估计给出。

将式(1)改写为

$$f(x) = \sum_{p_i \in P} (g_i(x) \phi_\sigma(\|x - p_i\|) + c_i \phi_\sigma(\|x - p_i\|)) \quad (2)$$

根据式(2),在 $f(x)$ 中包含两部分,前一部分为自适应单元分解(Particle of unity, PU)函数;后一部分为归一化 RBF。根据 PU 的思想,把整个点云分解成众多的支撑域,可以允许重叠,在每个支撑域分别构建逼近曲面,以归一化的 RBF 对每个局部逼近曲面进行加权拟合,形成 PU 隐式曲面,得到满意的三维模型。

(2) 求解紧支撑径向基函数

在式(1)中, $g_i(x)$ 为 P 的局部曲面的逼近函数,系数 c_i 表示权重。 $g_i(x)$, c_i 的求解过程如下:

Ⓐ 对于每个点 p 都对应一个 $g(x)$,当 $g_i(x) = 0$ 时,能在 p_i 附近近似 P 的形状。对于每个点 p_i ($p_i \in P$) 确定一个局部正交坐标系 (u, v, w) ,其中 w 的正方向与 p_i 法向量的方向相同。在 p_i 附近通过二次曲面 $w = h(u, v) = Au^2 + 2Buv + Cv^2$ 近似 P ,系数 A, B, C 可以由最小二乘法的最小值得到。可计算为

$$\sum_{(u, v, w) = p_i \in P} \phi_\sigma(\|p_i - p_j\|) (w_j - h(u_j, v_j))^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

$$g_i(x) = w - h(u, v) \quad (4)$$

式中: $g_i(x)$ 的零值面与 $w = h(u, v)$ 一致。

Ⓑ 从插值条件中定义系数 c_i ,计算式为

$$f(p_j) = 0 = \sum_{p_i \in P} [g_i(p_j) + c_i] \phi_\sigma(\|p_j - p_i\|) \quad (5)$$

也可以写成

$$\begin{cases} \sum_{p_i} c_i \Phi_{ij} = - \sum_{p_i} g_i(p_j) \Phi_{ij} \\ \Phi_{ij} = \phi_\sigma(\|p_j - p_i\|) \end{cases} \quad (6)$$

式(5)为变量 c_i 对应的一个稀疏线性方程组。其中 $N \times N$ 插值矩阵 $\Phi = \{\Phi_{ij}\}$ 是正定的, N 为插值数据点的数量。最后使用改进的预处理双共轭梯度法求解式(5), 得到点云的隐式曲面方程。

在本文算法中使用八叉树对 P 的边界框进行了细分, 计算叶子节点的平均对角线, 最后设置支撑域半径 σ 为 $3/4$ 平均对角线的长度。

2.2.2 多级 CS-RBFs 插值

当使用单级 CS-RBFs 插值恢复隐式曲面时, 虽然单级插值很快, 但是没有修复不完整数据的能力, 所以这里使用多级 CS-RBFs 插值^[10], 先构建一个层次化点集 $\{P^N = P^N, \dots, P^2, P^1\}$ 。通过抵消前一级插值 P^N 时用到的插值函数, 插值层次化的一个点集 P^{N+1} 。具体步骤如下:

(1) 构建层次化点集 $\{P^N = P^N, \dots, P^2, P^1\}$ 。首先把 P 拟合成一个平行六面体, 然后把它和它的分组递归地细分到 8 个等大的象限。点集 P 由基于八叉树的平行六面体聚合; 对于每一个单元格存在 P 里面的点, 并通过平均化和归一化计算, 将 P 的一个单位法线分配给质心。

(2) 多层次插值。构建层次化点集之后, 首先通过递归的方式定义插值基函数

$$\begin{cases} f^k(x) = -1 & k=0 \\ f^k(x) = f^{k-1}(x) + o^k(x) & k=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (7)$$

式中: 当 $f^k(x) = 0$ 时插值 P^k , 补偿函数 o^k 的形式在 CS-RBF 插值时用到, 计算式为

$$o^k(x) = \sum_{p_i \in P^k} [g_i^k(x) + c_i^k] \phi_{\sigma^k}(\|x - p_i^k\|) \quad (8)$$

局部逼近曲面函数 $g_i(x)$ 可通过对 p^k 应用最小二乘法拟合; 权值 c_i 通过解线性方程组 $f^{k-1}(p_i^k) + o^k(p_i^k) = 0$ 得到, 与单级 CS-RBFs 插值相似, 使用预处理双共轭梯度法求解 c_i 。

支撑半径 $\sigma^{k+1} = \sigma^k/2$, $\sigma^1 = aL$, 其中 L 为边界平行四边形对角线的长度, 参数 a 使边界框的八分圆总是被一个半径 σ^1 的球覆盖, 在多次实践中发现 $a=0.75$ 时效果最好。通常细分级别 N 通过 σ^0 和 σ^1 确定, 且当 $N = \lceil -\lg(\sigma^0/\sigma^1) \rceil$ 时可以得到比较好的结果, σ^0 为单级 CS-RBF 插值的半径。

使用局部支持的径向基函数使计算过程高效, 由粗到精的层次化方法使本文方法对于离散数据的密度不敏感, 并且可以得到一个完整的模型。

2.2.3 人体模型重建

在人体模型库中选择与头部相匹配的模型, 利用层次化的 CS-RBFs, 将优化后的头部模型与所匹配的人体模型拟合成完整的 3D 人体模型。如图 3 所示。

3 实验结果及分析

本文实验所使用的工作站配置为: CPU 为 Intel Core i5-2.5 GHz, 内存为 16 GB, 显卡为 GeForce GTX 680, 使用 OpenGL 编程。本文使用 Kinect 获得头部的点云数据, 通过随机取点的方式去除冗余的点, 使用多级 CS-RBFs 拟合, 重新构建模型。

如图 4 所示, 先使用 Kinect 获得头部模型的点云数据, 图 4 中原始模型有 104 732 个点, 采用随机取点的预处理方式获得点云, 图 4 中随机取点后模型有 5 000 个点, 然后采用紧支撑径向基函数的层次化方法进行曲面重构, 获得一个完整的重构模型, 重构后模型有 54 614 个点, 与图 4 中的原始模型比较, 可以看出通过随机取点的方式不影响模型的特征, 而且对原始模型实现了简化处理。

如图 5 所示, 当使用 Kinect 扫描人物头部获得头部模型时, 模型会存在漏洞, 使用本文方法, 利用紧支撑径向基函数的层次化方法进行曲面重构, 可以快速修补在扫描时模型头部留下的漏洞。表 1 是不

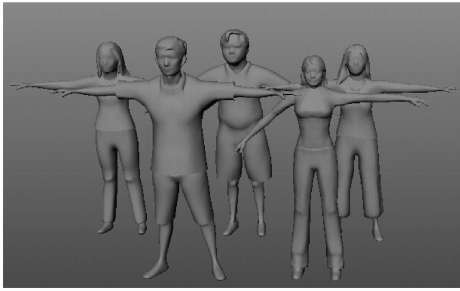


图 3 完整的人体模型
Fig. 3 Human body

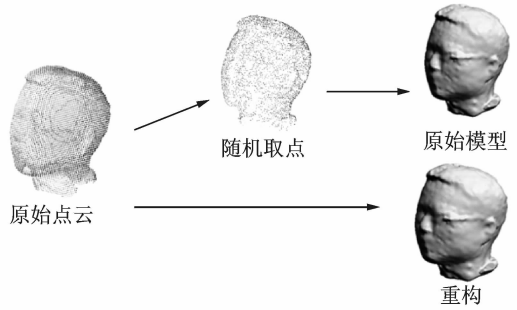


图 4 本文方法
Fig. 4 Proposed method

同模型在预处理和重建时所用时间的对比。通过表 1 可以看出,随着点的数量的增加,重构所用时间也会增加。得到这些个性化的模型之后,可以在 Maya 中进行贴图等操作,为每个人构建一个特色模型,并将这些模型应用到群体仿真中,如图 6 所示。

表 1 执行时间对比

Table 1 Comparison of the execution time

原始模型 顶点数/个	提取顶点 数/个	重建时间 /s	顶点数 /个
603 894	112 365	2.48	432 952
104 732	5 000	1.60	54 614
365 378	91 509	2.42	247 448
98 456	5 000	1.70	56 183

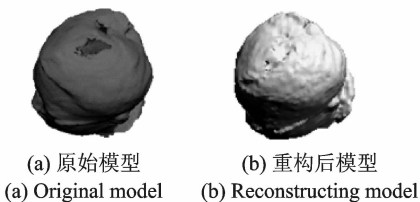


图 5 重构前后对比
Fig. 5 Comparison before and after reconstructing

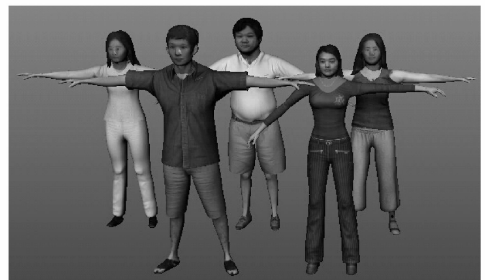


图 6 人体建模
Fig. 6 Human modeling

综上所述,本文提出的方法具有以下优势:(1)通过单台 Kinect 扫描头部模型的方法既提高了精度又降低了硬件成本;(2)利用紧支撑径向基函数的层次化方法进行曲面重构^[12],解决了头部与躯干拟合的问题,同时修补了 Kinect 模型扫描的漏洞问题;(3)将人体头部建模与躯干分离的方法能够方便地获得多样性的人体模型,为群体动画仿真^[13]提供了有力支持。

4 结束语

本文提出了一种新的 3D 人体建模方法。首先使用一台 Kinect 获取高精度的头部点云数据;其次,

在保持头部精确度的基础上对所获取的点云数据进行采样预处理;最后利用层次化的紧支撑径向基函数将采样后的点云与已有的人体躯干进行拟合获得 3D 人体模型。仿真结果表明,该方法能够提高人体模型的精确度并提高建模速度,修补了获取模型时的漏洞问题,可以快速高效地获得多种多样的人体模型,而且只使用一台 Kinect 节省了开销。

参考文献:

- [1] Tong J, Zhou J, Liu L, et al. Scanning 3D full human bodies using Kinects[J]. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, 2012, 18(4): 643-650.
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition Proceedings*. Hilton Head Island, SC:IEEE,2000: 142-149.
- [3] Khoshelham K, Elberink S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications[J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1437-1454.
- [4] Oikonomidis I, Kyriazis N, Argyros A A. Efficient model-based 3D tracking of hand articulations using Kinect[C]//*Proceedings of the 22nd British Machine Vision Conference*. Dundee, UK:BMVC, 2011: 1-11.
- [5] Ning P, Bloomenthal J. An evaluation of implicit surface tilers[J]. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, 1993, 13(6): 33-41.
- [6] Floater M S, Iske A. Multistep scattered data interpolation using compactly supported radial basis functions[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 1996, 73(1): 65-78.
- [7] Buhmann M D. Radial basis functions[J]. *Acta Numerica*, 2000, 9: 1-38.
- [8] Carr J C, Beatson R K, Cherrie J B, et al. Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions[C]//*Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, USA: ACM, 2001: 67-76.
- [9] 郭丽霞. 基于 RBF 的点云数据三维重建技术研究[D]. 西安:西北大学, 2006.
Guo Lixia. On point-cloud data reconstruction using RBF[D]. Xi'an: Northwest University, 2006: 10-21.
- [10] Ohtake Y, Belyaev A, Seidel H P. A multi-scale approach to 3D scattered data interpolation with compactly supported basis functions[C]//*Shape Modeling International*. Seoul, South Korea: IEEE, 2003: 153-161.
- [11] Ohtake Y, Belyaev A, Seidel H P. Ridge-valley lines on meshes via implicit surface fitting[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3): 609-612.
- [12] 缪永伟, 林海斌, 寿华好. 基于 Hermite 插值的网格拼接和融合[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(12): 1651-1659.
Miao Yongwei, Lin Haibin, Shou Huahao. Mesh stitching and fusion based on Hermite interpolation scheme[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(12): 1651-1659.
- [13] 王爱霖, 刘宏, 张鹏. 基于遗传算法和微粒群算法的群体动画造型平台[J]. *计算机科学*, 2013, 40(1): 244-246.
Wang Ailin, Liu Hong, Zhang Peng. Genetic algorithm and particle swarm optimization based animation group modeling platform[J]. *Computer Science*, 2013, 40(1): 244-246.

作者简介:



张克(1988-),男,硕士研究生,研究方向:计算机软件与理论,E-mail: gunterv@163.com。



刘弘(1955-),女,教授,博士生导师,研究方向:软件智能化技术、工业过程优化。



陆佃杰(1981-),男,硕士生导师,研究方向:计算机软件与技术。



徐剑客(1989-),男,工程硕士,研究方向:软件工程。

