**北京航空航天大学计算机学院**

**硕士学位论文文献综述**

**论文题目**：基于Kinect人体建模与测量

**专 业**：计算机科学与技术

**研究方向**：计算机图形学

**研 究 生**：张业祥

**学 号**：ZY1306319

**指导教师**：吴壮志

**北京航空航天大学计算机学院**

2013年12月8日

**摘要**

以布料仿真为基础的3D虚拟衣服动画技术，可通过计算机真实再现衣服的动态视觉效果，在纺织、动画、电子商务、电影等方面都有巨大的应用前景，特别的，把3D虚拟衣服动画技术运用到网络服装试衣系统中，顾客就可以通过电脑准确地判断衣服尺寸是否合身，这将彻底革新现有的服装销售模式。本文对3D虚拟衣服动画系统的背景和发展现状做了较为详细的阐述，之后对其中的衣服建模方法、动力学方程数值求解算法、碰撞检测、自碰撞检测与响应等关键技术进行深入分析和研究，为3D虚拟衣服动画技术应用到网络服装销售平台做一些探索性工作。

关键词：服装试衣系统,衣服建模,数值求解算法,碰撞检测

**Abstract**

Based on the cloth simulation technology, 3D virtual clothing animation has a great prospect in textile industry, animation, E-commerce, film entertainment and other areas. Particularly in the online dressing systems, by 3D virtual clothing animation, customers can choose their size in the computer. This will give a revolution to the current online clothing sales. This paper expounds the background and history of 3D virtual clothing animation system, discusses in detail the key technologies, such as clothing modeling, numerical integration, collision detection, self-collision detection, and collision responding, and does some exploratory work on applying 3D virtual clothing animation to online sales platform.

Keywords：3D virtual clothing animation, clothing modeling, numerical integration, collision detection

目录

[1. 前言 1](#_Toc405470105)

[1.1 研究背景 1](#_Toc405470106)

[1.2 研究现状 2](#_Toc405470107)

[1.2.1 基于Kinect的三维物体建模 2](#_Toc405470108)

[1.2.2 Kinect相关技术研究现状 3](#_Toc405470109)

[1.2.2.1 深度图像降噪研究现状 3](#_Toc405470110)

[1.2.2.2 点云局部配准的研究现状 4](#_Toc405470111)

[1.2.2.3 点云全局配准的研究现状 4](#_Toc405470112)

[1.2.2.4 表面重建的研究现状 5](#_Toc405470113)

[1.2.3 人体测量国内外现状 5](#_Toc405470114)

[1.3 研究内容 6](#_Toc405470115)

[2 人体建模 7](#_Toc405470116)

[2.1 双边滤波 7](#_Toc405470117)

[2.2 迭代最近点 8](#_Toc405470118)

[2.3 泊松表面重建 11](#_Toc405470119)

[3 数值求解 11](#_Toc405470120)

[3.1 显示欧拉法 12](#_Toc405470121)

[3.2 隐式欧拉法 12](#_Toc405470122)

[3.3 梯形法 12](#_Toc405470123)

[3.4 改进的欧拉法 12](#_Toc405470124)

[3.5 龙格-库塔法 12](#_Toc405470125)

[3.6 Verlet积分法 13](#_Toc405470126)

[4 结论 13](#_Toc405470127)

[5 参考文献 13](#_Toc405470128)

# 前言

## 研究背景

三维人体的建模与测量指通过三维扫描，获取人体的体表数字化模型，在虚拟世界里重建并且进行各项指标的测量。随着计算机硬件性能的提高和虚拟现实技术的发展，三维人体的建模与测量在数字化服装工业，医疗，体育运动，可穿戴设备方面有着重要的应用价值与前景，并推动虚拟人在游戏，动画，影视方向的高速发展。

传统的三维激光扫描仪它通过高速激光扫描测量的方法，大面积高分辨率地快速获取被测对象表面的三维坐标数据，通过采集空间点位信息，建立物体的三维影像模型。但是这类设备一般价格昂贵，并且由专业人员来操作，每次扫描成本不菲。比如Cyberware[[1]](#endnote-1)人体扫描系统市面报价为24万元，普通用户很难承受如此价格。并且激光扫描时要求被扫描物体保持静止，这对于人来说是比较困难的，因为人体最多保持3秒左右的相对静止状态[[2]](#endnote-2)。利多台彩色摄像机，立体视觉系统，比如即时定位与地图构建(SLAM)[[3]](#endnote-3)，可以方便的获取实时的三维几何信息，但是其稀疏的三维特征数据对于三维重建来信息量不足，并且计算时间复杂度较高，鲁棒性差以及遮挡问题不易处理[[4]](#endnote-4)。

最近新出现的深度相机，比如TOF[[5]](#endnote-5),Kinect[[6]](#endnote-6)，PrimeSense等，通过计算激光在发射点与物体的飞行的时间来计算距离，如TOF(time of fly),或者结构化光的方法来获取物体表面的点云信息。与传统的扫描设备相比，深度相机的价格便宜，结构小巧、使用方便、能实时捕获物体表面的深度与彩色信息，同立体视觉方法相比,深度相机基于主动发射近红外光原理,计算复杂度低、不易受物体表面纹理及光照变化的影响。不仅如此深度摄像机的使用无需设置额外参数通过简单操作即可扫描物体表面获得点云数据。本文使用Kinect作为扫描仪器,扫描人体获取人体点云,与动辄几十万元的传统扫描设备相比,Kinect的价格大概在千元左右。利用深度相机进行三维扫描,目前有两大问题亟需解决。第一,深度相机普遍存在获取深度信息分辨率低、噪声大的缺陷[[7]](#endnote-7)[[8]](#endnote-8)。第二，深度相机一般单面积扫描范围小，为了获取物体表面各个角度完整的几何信息,需要对多视角捕获的单帧数据进行配准。而对含有噪数据的配准,尤其是动态物体的配准,仍然是一个被广泛关注的课题[[9]](#endnote-9)[[10]](#endnote-10)。

人体测量学及其应用是人机工程的一个十分重要的研究领域。它以现在代光学为基础，融合了光电子学，计算机图形学，信息处理，机械技术，电子技术，计算机视觉，软件应用技术和传感技术等科学技术于一体[[11]](#endnote-11)。人本测量通过对人体各部位的尺寸测量来确定个体之前和群体之间在人本尺寸上的差别，用来研究人的形态特征[[12]](#endnote-12)。目前，世界上已有90多个大规模的人体测量数据库，其中欧美国家占了大部分，亚洲国家约有10个，而日本占了一半以上。其中CAESAR(Civilian American and European Survey of Anthropometry Research)人体测量研究计划，在美国，加拿大，荷兰，意大利等国家得到了广泛的应用[[13]](#endnote-13)。

随着服装行业的迅速发展，采用传统的手工人体测量方法已很难满足快速，准确，大批量测量的需要。由于计算机视觉技术的不断发展，导致了人体测量技术由手工向自动，接触式向非接触工方向发展。

非接触式三维人体自动测量技术弥补了以前测量方法的不足，能够快速得到人体的三维形体表面的点云数据,使测量结果更加准确。通过Kinect重构的三维人体能够更加方便迅速精确的进行人体测量。

## 研究现状

## 基于Kinect的三维物体建模

随着深度相机的快速发展，特别是Kinect作为微软Xbox360的外设，主要用于人机实时交互，但也有一些文献报道将其用在三维重建中。Engelhard 等[[14]](#endnote-14)利用Kinect 提供的RGB-D 相机实现了一个实时的视觉SLAM 系统，该系统能够用于场景重建。其主要方法是利用彩色摄像机进行SURF 特征匹配[[15]](#endnote-15)，先获得摄像机位置的初值， 然后用ICP (Iterativeclosest point) 算法[[16]](#endnote-16) 进行点云配准并对相机位置进行优化.。Henry 等[[17]](#endnote-17)[[18]](#endnote-18) 利用Kinect 实现了一个交互式的三维重建系统，该系统仅选取关键帧进行ICP 配准。 这两种方法均需要进行图像特征提取与匹配， 而一般的物体图像则较难提取出可靠的匹配特征.。Izadi 等[[19]](#endnote-19)[[20]](#endnote-20)给出了一种基于GPU 并行计算的实时定位与重建系统，并实现了动态场景的增强现实应用。 但该系统重建结果依赖于实时的ICP 配准， 配准错误影响系统的稳定性，而配准误差使得重建的三维模型存在一定的环闭合(Loop-closure) 问题。Tong 等给出了一种基于Kinect 的人体(有轻微形变的非刚体) 重建方法。该方法首先需要对人体进行建模，然后利用图像特征点实现相邻帧的局部配准，并进行全局优化。该系统通过局部配准与全局优化的反复迭代来获得人体模型。该系统需要对人体进行建模，不适用于一般的物体重建，因为对一般的物体图像，提取可靠的匹配特征是很困难的。此外, 反复迭代的配准策略会一定程度地影响算法的时间性能。Newcombe R A 等[[21]](#endnote-21)的方法能实时跟踪和重建室内场景。Chen J W 等[[22]](#endnote-22)扩展了 Newcombe R A 等的方法可用于大规模场景的重建。Roth H[[23]](#endnote-23)等通过改进 Newcombe R A 等的方法可以在室外大场景的情况下进行重建。这些方法也同样适用于人体重建,但是会出现部分数据缺失和扫描模型闭合处出现不规则形变的现象。Weiss A 等[[24]](#endnote-24)提出的人体重建方法主要通过低分辨率下的图像轮廓和深度数据结合从 SCAPE[[25]](#endnote-25)模型中估计人体形状,这种方法重建精度不高(脸部,服装等细节不明显)。

## Kinect相关技术研究现状

## 深度图像降噪研究现状

噪声通常会影响三维人体重建的精度。为了提高重建精度,降噪是一个很有必要的过程。这里的“噪声”分为三种类型:第一类:普通的噪声,比如表面出现的毛刺现象和常见的高斯噪声,椒盐噪声等。第二类:结构噪声,边缘中出现的不规则及孤立部分。第三类:不完整噪声,比如出现的孔洞缺失部分。其中常用方法主要有:

(1)借鉴传统图像降噪方法。这种方法主要是借鉴现有的图像降噪方法得到的一种深度图像降噪方法。其中两种方法最常用。(a)中值滤波降噪方法[[26]](#endnote-26)。这是统计排序滤波中使用最广泛的一种。这种方法主要是用一点的领域范围内所有点值的中值来代替该点的值，这样就能使该点值接近临近点的值,从而消除孤立点,达到平滑的效果。(b)双边滤波降噪算法[[27]](#endnote-27)。这种方法也是通过局部领域点的值来确定目标点的值。根据目标点和领域点之间的空间距离和相似程度,给领域点赋予不同的高斯权重值,然后加权平均得到目标点的最终值。这种方法在平滑噪声的同时,保留边缘信息。但是具体的细节往往会丢失,分辨率会降低。

(2)提高分辨率的方法。一种是结合点云和 RGB 信息的方法[[28]](#endnote-28)。这种方法首先要能得到深度图像素与RGB像素之间的对应关系。然后确定深度数据与RGB数据之间的统计关系,比如深度图像的边缘对应 RGB 图像中颜色变化强度大的部分,光滑的地方对应 RGB 图像中颜色较为统一的地方,最后结合深度和 RGB 信息处理。另一种是只使用深度信息的方法。比如 LidarBoost[[29]](#endnote-29)处理的是 ToF 深度相机获取数据的噪声,这种方法首先由相机轻微移动获取静态场景中的低分辨率深度数据,然后将多帧低分辨率深度图融合成一帧高分辨率的深度图。

## 点云局部配准的研究现状

点云局部配准是指通过调整其中一帧点云的空间位置,使两帧点云对之间相同部分重叠。文中主要是刚性配准,即被扫描的物体是一个静态物体无局部变形的情况。主要常用的方法有:

(1)迭代最近点(Iterate Closest Point,ICP)及改进方法[[30]](#endnote-30)。ICP 的主要思路是将两个点云对之间相对应点的配对的问题转化为一个最小二乘问题,重复迭代求解直到最大迭代数或者收敛,得到一个最优的刚体变换矩阵。主要在六个方面来改进 ICP 方法:1,点的选择。2,点配对。3,权重。4,去除错误的对应点对。5,误差测量。6,最小化方法。其中迭代的收敛主要依靠点配对和误差测量,而点的选择和权重和去除错误的对应点对提高算法的鲁棒性。ICP 算法有效性基于两个假设 1,两个点云的初始状态。2,两个点云之间重叠部分的有效性。

(2)RANSAC 方法[[31]](#endnote-31)。这种方法在 1981 年的时候就已经提出,之后出现了一些改进算法。这种算法的主要思想是:从一对点云中任取三个不同点作为对应点对,计算变换矩阵,通过变换后,计算点云对中距离小于某个阈值的点的个数,如果个数比较大则认为得到最佳变换矩阵。否则再重复随机选取三个不同点,得到最佳变换矩阵。

(3)4PCS 方法[[32]](#endnote-32)。该方法是从一个点云中选择一个共面四点对,再从另一个点云中根据仿射不变特性得到所有与前一点云中选取的共面四点对近似全等的共面四点对,分别计算变换矩阵,估计变换,得到最佳变换矩阵。

4)基于高斯混合模型(Gaussian Mixture Model GMM)的配准方法[[33]](#endnote-33)。将点云配准过程转化为高斯混合模型概率密度函数的最大似然估计问题。通过期望最大化(ExceptionMaximize EM)算法迭代计算估计参数,最终得到变换矩阵。

## 点云全局配准的研究现状

当类 Kinect 绕人体扫描一圈,由于人体是一个封闭的物体,理想情况下首尾帧之间是重合的,但是在实际情况中由于局部配准的误差影响,所以多帧配准后累积的误差导致最终不重合的现象出现,这个问题被称为环闭合问题(Loop Closure Problem)。针对这个问题,当前比较流行的一些方式是:

Weise T 等[[34]](#endnote-34)提出的方法。Weise T 等定义了一种表面元素的结构,即带方向的一个圆盘,来表示物体表面。通过使用拓扑图结构进行局部刚性变形达到全局配准的效果。

Sharp G C 等[[35]](#endnote-35)提出的方法。首先分析旋转和平移误差的分布,然后以每一帧为结点相邻帧之间连接表示成图,分离出图中首未相连的环,对各个环通过最小二乘最小化误差进行全局配准。

Gelfand N[[36]](#endnote-36)等提出的方法。这种方法使用一种积分体积描述子(Integral volumedescripter)作为特征,再从特征中找出匹配关系,在查找匹配关系时,使用了距离误差和剪枝算法。

## 表面重建的研究现状

表面重建算法大体可以分为两类:显式曲面和隐式曲面两种方法。显式曲面的方法,这类方法通过插值的形式进行网格化,计算量与点云的数量成正比,重建表面会受到点云数据噪声的影响,往往需要后期进行光顺和修补等处理。比如Delannay 三角剖分[[37]](#endnote-37),Voronoi 图[[38]](#endnote-38)等。

隐式曲面的方法。这类方法对拓扑结构复杂和带噪声的三维模型都有很好的鲁棒性。方法的复杂性往往取决于所选用的隐式函数。比如以径向基(RBF)为隐式函数[[39]](#endnote-39),但是在实际计算时得到的系数矩阵是稠密的且病态的。而近几年提出的泊松表面重建(PoissonSurface Reconstruction)方法[[40]](#endnote-40),这方法结合了之前隐式函数方法的优点并解决了基函数解矩阵病态的问题。

## 人体测量国内外现状

国外三维人体测量技术主要是指欧美国家的技术。目前,三维人体扫描仪在发达国家已经形成一定的产业规模,其仪器的精度、扫描速度、易操作性等方面都达到了很高的水平,其应用领域已经从我们传统意识中的人体测量扩展到汽车、雕塑、文物等众多领域,并在这些领域中发挥了重大的作用,极大地提高了这些行业的研究技术水平。现今,国际上研究开发出具有代表性并应用于服装业中的3D人体扫描系统主要有以下3种类型的扫描仪。

1)TC扫描仪是美国纺织及服装技术中心研发的,系统原理是选用白光分层轮廓测量的方法,利用白光光源来投影正弦曲线在人体表面,根据光源原理栅格在人体不规则的表面发生发射,令投射的密栅影子变形,产生的图样表示了人体表面的轮廓,并可用4或6部摄影机检测,最后单个的影像在105内合并成一完整的人体图像。

2)Cyberware全身3D扫描仪是美国CYBERWARE公司开发,该产品主要有WBX和WB4系统。原理是利用激光扫描三角测量技术来获取三维影像.系统大约需要16s来完成并得到三维数据和一个24点位的彩色结构图。最初的人体数据格式是有序排列的云点图,然后经过系统的翻译程序,将其输出的格式转化为3DStudiao-MAX等格式,使用者可以利用一般的三维图形软件(如Aut0CAD、3DMAx等)来读取这些数据格式,得到需求的东西。

3)Hamamatsu人体线性扫描仪是美国Hamamatsu公司研发,该系统利用较少的标记就可以获得较为完整的人体三维数据。其原理是红外光源从发射镜头以脉冲的形式产生,经人体表面发射后,由探测器镜头收集,获得最初人体数据,最初的人体数据也是三维点云图。

## 研究内容

本文的主要工作，就是要深入研究基于Kinect人体建模中的理论难题和技术障碍，探索更加先进和快速精确的模型和数值求解算法，以期在重建的精度和速度等方面进一步取得突破，使得使用更加廉价的设备还做出更好的测量效果，这对传统的人体建模和测量将是革命性的推动。

本文拟采取使用多个Kinect,每台Kinect捕获人体的不同部分。捕获的深度数据先经过双边滤波降噪算法进行降噪，再与之前得到的深度数据使用ICP算法配准，当人扫描一整圈时，进行全局的配准，消除环闭合问题。得到人体的点云模型后通过泊松表面重建的方法生成人体模型的网格。得到人体网络模型后，便可以精确的通过计算来测量人体各部位的参数。

# 人体建模

人体建模首先要从Kinect获得数据。因为Kinect深度数据本身有噪声问题，要通过双面滤波的方法处理原始点数据。得到处理后的点云数据之后，由于是连续扫描得到从不同角度的点云，要去点云数据进行快速的配准和成一个整个体的模型点云。得到整体的模型点云后，通过泊松表面重建算法来对整个点云三角化。得到三角化后的人体模型，通过凸包算法来实现对周长的计算。

## 双边滤波

深度图像示例可以看出Kinect采集的深度图像中包含很多噪声和一些黑洞，这表明Kinect镜头在此位置无法采集深度信息。通过实验发现这些问题产生的主要原因如下。1)设备本身。实验中发现即便是采集光滑平整的墙壁，Kinect镜头生成的深度图像仍旧包含较多噪声。Kinect镜头存在有效探测范围，本文通过反复测试发现如果超出1 200 mm~3900 mm，则误差快速增加，因此采集时目标的运动范围应尽量保持在设备有效探测区域内。此外，较多噪声的产生也与设备使用前的标定有关，一般来说在光线较好的室内使用标定板按规定进行标定后会提高图像采集的质量，获得较大的亮度。2)目标对象和采集环境。如果目标对象和采集环境中存在如玻璃等透明或镜面等高反射的物体，或者物理深度过大，Kinect镜头采集得到的深度图像会出现黑洞现象，这是因为Kinect发射的散斑图案在这类区域无法形成。无论是采集时设备产生的随机噪声还是采集目标或环境造成黑洞，都会影响深度图像中深度信息的准确提取，进而导致目标跟踪的失败。注意到Kinect镜头可以同时采集彩色RGB图像和含有深度信息的深度图像，本文提出基于联合双边滤波器的改进算法，利用彩色图像信息对缺失的深度图像(如黑洞)进行补全，提高滤波质量，实现深度图像的快速有效滤波和修复。

处理Kinect深度图像的目的是有效分割出人体目标，进而实现对目标的跟踪，因此在去除噪声的同时必须保留边缘信息。双边滤波器是1998年由Tomasi等[[41]](#endnote-41)基于高斯滤波器提出的一种改进算法[[42]](#endnote-42)，可以看成是一种加权的非线性高斯滤波。双边滤波器有两个核函数，同时关注了像素在空间和幅度两个域上的相似性，具有平滑保边的优点。

图像滤波可用式(2.1)表示：



其中： 是滤除噪声后的清晰图像, 是需要滤波处理的含噪声图像，是像素的邻域， 是滤波器在点 处的权。 是一个标准量，可用式(2,2)表示：



那么，对于高斯滤波来说，权值和像素的空间距离线性相关，距离越近相关性越大，权值也越大，其滤波核函数可以定义如下（2.3）：



其中，是高斯函数标准差。

双边滤波的权值w是和 的乘积，图像边缘处像素值变化大，值较小，从而使得W也变小，滤波器在边缘处的滤波作用降低，从而在滤波的同时保持了边缘。

双边滤波器属于非线性滤波器,其基本原理包括:(1)滤波像素点的邻近像素的加权平均;(2)滤波像素点的邻近像素的灰度差异。同经典高斯滤波一样,它利用了局部加权平均原理,不同之处:双边滤波不仅考虑像素间的距离因素,而且也考虑像素间灰度值因素,更符合人眼视觉习惯,即双边滤波器的加权系数由两部分组成,一部分由像素间的空间距离之差确定,可称之为空间邻近度因子(空间域滤波核函数);另一部分由像素间的灰度值之差确定,称之为灰度相似度因子(灰度滤波核函数)。双边滤波器在充分保护边缘的前提下对输入图像进行平滑处理。滤波后每个像素的灰度值等于其邻域像素的加权平均,邻域像素的加权系数等于空间邻近度因子与灰度相似度因子的乘积。这样确保了只有空间距离近、灰度值差异不大的邻域像素对中心像素点的滤波结果有比较大的影响。

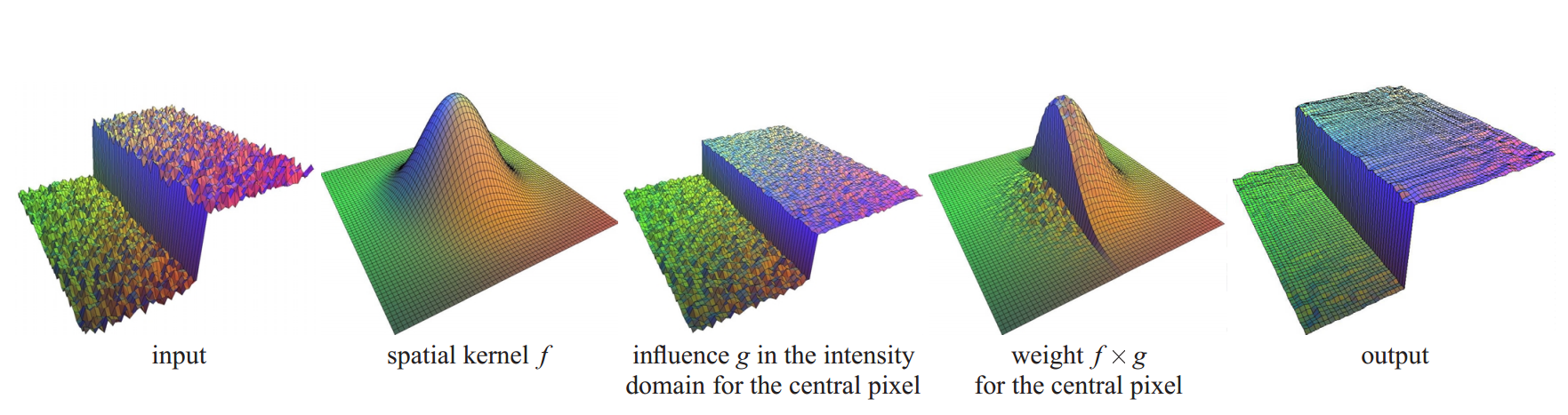


图 2‑1

图2-1展示了在边缘附近的像素的权值的来源和计算方式。对于图像的每一个像素点双边滤波器用空间相邻且灰度相近的像素的平均值代替原来的灰度值。从双边滤波的定义可以看出它不仅加强了空间几何域的平滑性,而且还加强了灰度域的平滑性。

## 迭代最近点

迭代最近点( Interative Closest Points，ICP) 算法，该方法通过寻找两个点集的对应匹配点之间的关系，计算两个点集的变换参数，以满足给定的收敛精度，最终求得两个点集之间的平移和旋转参数，来完成配准过程。

能够使不同的坐标下的点云数据合并到同一个坐标系统中，首先是找到一个可用的变换，配准操作实际上是要找到从坐标系coord1 到坐标系coord2 的一个刚性变换。如果用一个3 ×3 的旋转矩阵R 和一个3维平移向量t 来描述这个变换，对于coord1 中的任意一点p 设其坐标系coord1 和坐标系coord2 中的坐标值分别为,都满足如下条件：



ICP 算法用来解决多视点云间的对齐问题，前面已经提到ICP 算法的由来，现在介绍一下ICP 算法的实现过程，ICP 算法本质上是基于最小二乘法的最优配准方法。该算法重复进行选择对应关系点对，计算最优刚体变换这一过程，直到满足正确配准的收敛精度要求。多视点云对齐的数学定义可以这样描述: 给定两个来自不同坐标系的三维数据点集，找到两个点集空间的变换关系，使得两个点集能统一到同一坐标系统中，即配准过程。假定用{ Pi | Pi ∈R3，i = 1，2，…N} 表示第1 个点集，第2 个点集表示为{ Qi | Qi ∈R3，i = 1，2，…，M} ，2 个点集的对齐配准转换为使下列目标函数(2.4）最小。



ICP 算法的目的是要找到待配准点云数据与参考点云数据之间的旋转参数R 和平移参数T，使得两点集数据之间满足某种度量准则下的最优匹配。假设给定两个三维点集和，ICP 方法的配准步骤如下所示:

第一步，计算中的每一个点在点集中的对应最近点;

第二步，求得使上述对应点对平均距离最小的刚体变换，求得平移参数和旋转参数;

第三步，对使用上一步求得的平移和旋转参数，得到新的变换点集;

第四步，如果新的变换点集与参考点集满足(2.4)式目标函数要求，即两点集的平均距离小于某一给定阈值，则停止迭代计算，否则新的变换点集作为新的继续迭代，直到达到目标函数的要求。

由于ICP 算法是基于迭代的算法，因此在查找两幅点云之间的对应点时，速度比较慢，当配准工作量很大时，这样的速度并不能满足实际需要，而且ICP 算法要求占云的初始位置不能相差太大，否则会陷入局部最优解，在实际扫描过程中，不能总是保证所有点云都符合这个要求。由于传统方法存在的缺点，所以需要对传统算法加以改进，在传统算法中，配准方法就是一个迭代过程，其实在传统ICP 算法中存在一个初值选取问题，前面也提到过，如果初值选取不当，将会造成迭代收敛不到正确的结果，所以在改进的方法中，将配准过程分为两步，第一步为粗配准，第二步为精配准。在利用激光扫描仪取得物体点云数据时，除了主要扫描对象，扫描范围内的其它物体也会被扫描。在三维激光扫描数据内去除其它物体，就会因遮挡而在主要扫描对象上产生数据空洞，所以去除噪声的同时，还需要填补空洞数据。

粗配准过程中，采用PCA( Principal Component Analysis，主成分分析)[[43]](#endnote-43)算法完成粗配准。该方法是一种有效的检测数据集简化方法，可用于减少数据集的维数，保持数据集对方差贡献最大特征。PCA 反映了数据集相似度大的两片点云，只要把参考坐标系调整到一致，即可达到初始配准目的，由于可能出现坐标轴的两个向相差180°的情况，需要建立最小包围盒来测试两处点云是否重合，可以通过变换坐标将数据点云包围盒变换到模型点云参考坐标系中，使两包围盒的位置大体一致，为精确配准提供了一个比较好的初始值。为了提高ICP 算法的可靠性和鲁棒性，从匹配点的选择到最小二乘度量目标函数的选取等ICP 匹配算法中的各个阶段。

## 三维模型表面重建

三维模型的曲面重建是几何造型中的一个重要研究领域。曲面重建的是为了恢复实物模型的曲面形状，并且使得模型的形状尽可能地反映现实实物的形状特征。根据重建曲面的表现形式不同，可以将曲面重建方法分为参数曲面重建、多面体网格重建、细分曲面重建和隐式曲面重建等。在隐式曲面重建中的泊松曲面重建方法[[44]](#endnote-44)，优点是抗噪性好，受非均匀采样影响小，重建结果光滑，并可以控制结果的光滑与精细程度。泊松曲面重建方法需要知道点数据的法方，所以在曲面重构前需要计算法向，并对法向重定向尽可能地确保法向的正确以及在PCA基础上的一些改进方法。本文中估算点法向采用PCA估算方法。PCA原理为：假定点集 是点p的邻域点集，其３×３协方差矩阵C定义为：



是p的邻域的中心，即 。考虑矩阵C的特征值满足下式



协方差

# 数值求解

建立了布料、衣服的物理表示模型和动力学方程组后，还需要对其进行求解。在

(3‑1)

## 显示欧拉法

显式欧拉法又称前向欧拉法(Forward Euler Method)，基本思想如下：利用

，这也是显示欧拉法没有被研究者在布料仿真中广泛采用的原因之一。

## 隐式欧拉法

显式欧拉法的误差较大，导致布料仿真中的时间步长必须很小才能保证数

由于隐式欧拉法具有无条件的稳定性，因此可以采用较大的时间步长求解衣服质点在时刻的运动状态。

## 梯形法

通过比较显式欧拉法和隐式欧拉法的误差**错误!未找到引用源。**、**错误!未找到引用源。**，若对其进行算术平均，则可以得到更加精确的梯形法：

(3‑2)

## 改进的欧拉法

梯形法虽然提高了精度，但是计算复杂。实际上，可以先通过显式欧拉公式

相比显示欧拉法而言，改进的欧拉法可以明显的提高精度。

## 龙格-库塔法

龙格-库塔法(Runge-Kutta Method)源于泰勒级数法，其基本思想可由改进

四阶龙格-库塔法的计算误差远小于显式欧拉方法，但依然属于显式方法，同样无法避免算法的不稳定性。

## Verlet积分法

对于布料仿真，由于外力通常较小，采用较大步长的显式积分法也能保持较

运动的轨迹，通过计算上一时间步和下一时间步，精度更高。由于Verlet方法中不涉及质点速度的计算，累计误差小、运算量更少。

# 结论

3D虚拟衣服动画技术具有广阔的应用前景，已成为国内外研究的一个热点，作。

# 参考文献

1. [] Cyberware. The Cyberware Whole Body Color 3D Scanner.[EB/OL]. (2012) [2013-7-1].http://www.cyberware.com/products/scanners/wbx.html [↑](#endnote-ref-1)
2. D N Stern. The present moment: In psychotherapy and everyday life[M], Norton Co, New York, USA, 2004. Chen Y, Cheng Z Q.Personalized avatar capture using two Kinects in a moment [C]//SIGGRAPH Asia 2012 Posters. USA: ACM, 2012: 3. [↑](#endnote-ref-2)
3. A. J. Davison. Real-time simultaneous localisation and mapping witha single camera. In Proceedings of the International Conference onComputer Vision (ICCV), 2003. 1, 2.2 [↑](#endnote-ref-3)
4. Y. M. Kim, C. Theobalt, J. Diebel, J. Kosecka, B. Miscusik, S. Thrun.Multi-view image and TOF sensor fusion for dense 3D reconstruction. IEEEInternational Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops),Kyoto, 2009: 1542-1549 [↑](#endnote-ref-4)
5. SR4000 user manual, ed: MESA Imaging AG, 2010 [↑](#endnote-ref-5)
6. Microsoft Kinect. www.xbQX.com/Kinect [↑](#endnote-ref-6)
7. Y. Cui, S. Schuon, D. Chan, S. Thrun, C. Theobalt. 3D shape scanning with atime-of-flight camera. IEEE Conference on Computer Vision and PatternRecognition (CVPR),San Francisco, 2010: 1173-1180 [↑](#endnote-ref-7)
8. M. Zollh6fer,M. Martinek,G. Greiner,M. Statnminger, J. SiiBmuth.Automatic reconstruction of personalized avatars fi\*om 3D face scans.Computer Animation and Virtual Worlds, 2011,22(2): 195-202 [↑](#endnote-ref-8)
9. R. T. Whitaker, J. Gregor. A maximum-likelihood surface estimator for denserange data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002, 24(10): 1372-1387 [↑](#endnote-ref-9)
10. W. Chang, H. Li, N\_ Mitra, M. Pauly, M. Wand. Geometric registration fordeformable shapes. Eurographics 2010 Tutorial, Sweden, 2010 [↑](#endnote-ref-10)
11. 彭三城，孙星明，刘国华，阳爱民.三维人体自动测量技术综述[J].计算机应用研究,2005,4:1-5 [↑](#endnote-ref-11)
12. Paquet E.Exploring Anthropometric Data Throught Cluster Analysis[J]，Digital Human Modeling for Design and Engineering (DHM).2004,15-17 [↑](#endnote-ref-12)
13. Robinette K.M.,Daanen H.,Paquet E. The Caesar Project:A 3-D Surface Anthropomery Survey[A]. IEEE3-D Digital Imaging and Modeling, 1999. Proceedings.Second International Confernce on 4-8 oct,1999 Page(s):380-386 [↑](#endnote-ref-13)
14. Engelhard N, Endres F, Hess J, Sturm J, Burgard W. Real-time 3D visual SLAM with a hand-held RGB-D camera. In:Proceedings of the 2011 RGB-D Workshop on 3D Percep-tion in Robotics at the European Robotics Forum. V?asteras,Sweden: Robotdalen, 2011 [↑](#endnote-ref-14)
15. Bay H, Ess A, Tuytelaars T, van Gool L. Speeded-up robustfeatures (SURF). Computer Vision and Image Understand-ing, 2008, 110(3): 346-359 [↑](#endnote-ref-15)
16. Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-dshapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Ma-chine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256 [↑](#endnote-ref-16)
17. Henry P, Krainin M, Herbst E, Ren X, Fox D. RGB-Dmapping: using depth cameras for dense 3D modeling ofindoor environments. In: Proceedings of the 12th Interna-tional Symposium on Experimental Robotics. Delhi, India:IEEE, 2010 [↑](#endnote-ref-17)
18. Du H, Henry P, Ren X F, Cheng M, Goldman D B, SeitzS M, Fox D. Interactive 3D modeling of indoor environ-ments with a consumer depth camera. In: Proceedings ofthe 13th International Conference on Ubiquitous Comput-ing. Beijing, China: IEEE, 2011. 75-84 [↑](#endnote-ref-18)
19. Izadi S, Newcombe R A, Kim D, Hilliges O, Molyneaux D,Hodges S, Kohli P, Davison A, Fitzgibbon A. KinectFusion:real-time dynamic 3D surface reconstruction and interac-tion. In: Proceedings of the 2011 International Conferenceon Computer Graphics and Interactive Techniques. Vancou-ver, Canada: ACM, 2011 [↑](#endnote-ref-19)
20. Izadi S, Kim D, Hilliges O, Molyneaux D, Newcombe R,Kohli P, Shotton J, Hodges S, Freeman D, Davison A,Fitzgibbon A. KinectFusion: real-time 3D reconstructionand interaction using a moving depth camera. In: Proceed-ings of the 2011 Annual ACM Symposium on User InterfaceSoftware and Technology. Santa Barbara, CA: ACM, 2011.559?568 [↑](#endnote-ref-20)
21. Newcombe R A, Davison A J, Izadi S, Kohli P, Hilliges O, Shotton J, Molyneaux D,Hodges S, Kim D, and Fitzgibbon A. KinectFusion. Real-time dense surface mapping andtracking[C].Basel: Mixed and augmented reality (ISMAR), IEEE international symposiumon. 2011: 127-136. [↑](#endnote-ref-21)
22. Chen J W, Bautembach D, Izadi S. Scalable real-time volumetric surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013, 32(4): 113. [↑](#endnote-ref-22)
23. Roth H, Vona M. Moving Volume KinectFusion[C]. Guildford, UK: British MachineVision Conference, 2012: 1-11 [↑](#endnote-ref-23)
24. Weiss A, Hirshberg D and Black M J. Home 3D Body Scans From Noisy Image and RangeData[C]. Barcelona: IEEE International Conference on Computer Vision, 2011: 1951-1958. [↑](#endnote-ref-24)
25. Tong J, Zhou J, Liu L G, Pan Z G, Yan H. Scanning 3d full human bodies using kinects[J].IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2012, 18(4): 643-650. [↑](#endnote-ref-25)
26. Chen T, Ma K K, Chen L H. Tri-state median filter for image denoising[J]. IEEE Transacti-ons on Image Processing, 8(12): 1834-1838. [↑](#endnote-ref-26)
27. Tomasi C, Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images[C]. Bombay: SixthInternational Conference on Computer Vision, 1988: 836–846. [↑](#endnote-ref-27)
28. Yang Q X, Yang R G, Davis J and Nister D. Spatial-depth super resolution for rangeimages[C]. Minneapolis, MN: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Reco-gnition, 2007: 1-8. [↑](#endnote-ref-28)
29. Schuon S, Theobalt C, Davis C, and Thrun S. LidarBoost: Depth superresolution for ToF3D shape scanning[C]. Miami, FL: IEEE Conference on Computer Vision and PatternRecognition, 2009: 343-350. [↑](#endnote-ref-29)
30. Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Quebec City, Que:Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001: 0-145. [↑](#endnote-ref-30)
31. Chen C S, Hung Y P and Cheng J B. RANSAC-based DARCES: A new approach to fastautomatic registration of partially overlapping range images[J]. IEEE Transactions onPattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(11): 1229–1234. [↑](#endnote-ref-31)
32. Aiger D, Mitra N J and Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008, 27(3): 85:1–85:10. [↑](#endnote-ref-32)
33. Myronenko A, Song X B. Point Set Registration: Coherent Point Drift[J]. IEEE

    Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275. [↑](#endnote-ref-33)
34. Weise T, Wismer T, Leibe B, and Van G L. In-hand scanning with online loop closure[C].Kyoto: IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVWorkshops), 2009: 1630-1637. [↑](#endnote-ref-34)
35. Sharp G C, Lee S W, and Wehe D K. Multiview registration of 3D scenes by minimizing error between coordinate frames[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004: 1037– 1050. [↑](#endnote-ref-35)
36. Gelfand N, Mitra N J, Guibas L J, Pottmann H. Robust Global Registration[C].Switzerland:Eurographics symposium on geometry processing. 2005, 2(3): 5. [↑](#endnote-ref-36)
37. Kolluri R, Shewchuk J R, O'Brien J F. Spectral surface reconstruction from noisy point clouds[C]. New York, USA: Proceedings of the 2004 Eurographics /ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing, 2004: 11–21. [↑](#endnote-ref-37)
38. Amenta N, Choi S, Kolluni R K. The power crust, unions of balls, and the medial axis transform[J]. Computational Geometry, 2001, 19(2): 127–153. [↑](#endnote-ref-38)
39. Turk G, O’brien J. Modelling with implicit surfaces that interpolate[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2002, 21(4): 855–873. [↑](#endnote-ref-39)
40. Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction[C]. Switzerland:Proceedings of the fourth Eurographics symposium on Geometry processing, 2006: 61–70. [↑](#endnote-ref-40)
41. KUANG Z，CHEN Z．An effective multi—objective optimizationspectrum allocation algorithm in cognitive wireless mesh networks[J]．Journal of Central South University：Science and Technology，2013，44(6)：2346—2353．(邝祝芳，陈志刚．认知无线Mesh网络中一种有效的多目标优化频谱分配算法【J】．中南大学学报：自然科学版，2013，44(6)：2346—2353．) [↑](#endnote-ref-41)
42. GONG M，CHEN X，MA L，et a1．Identification of multi—resolu—tion network structures with multi—objective immune algorithm【J】．Applied Soft Computing，2013，13(4)：1705—1717． [↑](#endnote-ref-42)
43. Pentland A P． Local shading analysis［J］． IEEE Trans． PatternAnalysis and Machine Intelligence，1984，6: 170－187． [↑](#endnote-ref-43)
44. [↑](#endnote-ref-44)