

文章编号: 2095-2163(2022)01-0001-08

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

# 三维模型分割的研究及其在人体测量中的应用

万燕, 刘巧雪, 姚砺

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

**摘要:**符合人类认知的三维网格模型自动分割结果可应用于许多领域研究,准确的分割也更有利于三维测量。针对现有三维网格分割结果不稳定、易受形状、姿态干扰等问题,本文采用一种基于相互可见性和表面偏移的形状直径函数来改善三维模型自动分割的结果。首先,输入网格模型,利用谱方法进行分割;其次,基于相互可见性迭代,合并过分割块;最后,利用表面偏移的形状直径函数合并得到分割结果。利用本文分割算法对人体模型进行分割,结合传统的切片法和椭圆拟合法对分割后的部位进行围度测量,通过对比多种三维分割方法,分析本文测量结果和交互式测量软件测量的结果,证明本文分割方法效果较好,测量结果具有一定可靠性。

**关键词:**三维网格分割;相互可见性;形状直径函数;围度测量;椭圆拟合

## Research on 3D model segmentation and its application in anthropometry

WAN Yan, LIU Qiaoxue, YAO Li

(School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** The automatic segmentation results of 3D mesh model in line with human cognition can be used in many fields, and accurate segmentation is also more conducive to 3D measurement. For the problems that the existing 3D mesh segmentation results are unstable and easy to be disturbed by shape, We use mutual visibility and the shape diameter function based on surface offset to improve the automatic segmentation results. Firstly, we input the mesh model, segmented it by spectral method, then merged the over cut blocks based on mutual visibility, and finally merged the segmented blocks by the shape diameter function of surface offset. We use the traditional slice method combined with the ellipse fitting method to measure the circumference of the segmented parts. In this paper, several 3d segmentation methods are compared, and the results show that the proposed method is effective. The human body is segmented by the segmentation algorithm, and the circumference of the segmented parts is measured by combining the traditional slice method and ellipse fitting method. By comparing and analyzing the measurement results in this paper with those measured by interactive measurement software, it is proved that the measurement results in this paper have certain reliability.

**[Key words]** 3D mesh segmentation; Mutual visibility; Shape diameter function; Girth measurement; Ellipse fitting

## 0 引言

近年来,随着计算机图形学、计算机视觉等技术的发展,各种三维扫描设备逐渐普及以及人们对个性化、多样化的消费需求的追求,三维人体测量技术已经从传统的接触式测量过渡到非接触式测量,相比于传统的人工测量的方式,三维人体非接触测量技术更加方便、准确。三维人体测量研究近几年取得了一定的成效,但是相关测量技术依然有待完善。三维人体测量技术作为服装设计、生产的主要依据,逐渐成为服装业个性化发展的关键技术,也广泛应用于电子商务领域,比如虚拟试衣技术、在线测量定制等<sup>[1]</sup>。为了更加快速、准确的测量身体各部位的尺寸,进行三维人体模型的分割成为关键的一步。

三维网格分割的结果极大影响着三维测量结果

的准确性。目前国内外对三维网格模型的分割方法也比较多,Shlafman 等人提出了一种基于 K 均值聚类的算法,但需指定聚类数量  $K^{[2]}$ ;Lai 等人通过在网格模型的对偶图上随机游走,按层次聚类分割<sup>[3]</sup>;Katz 等人提出一种分层分解算法,使用多尺度将网格顶点转换为姿态不敏感的一种表示形式,提取突出特征点并提取核心部分来进行分割<sup>[4]</sup>;Shapira 等人提出形状直径函数(SDF: Shape Diameter Function),结合高斯混合模型对网格进行分割<sup>[5]</sup>;近几年,利用深度学习进行三维网格分割也得到了快速发展;Hanocka 等人提出一种基于边的卷积神经网络来分割三维模型,但是只能对顶点数量较少的网格进行良好的分割<sup>[6]</sup>。

当前三维模型分割方法多种多样,其中较为经典的是利用传统形状直径函数来分割三维模型,但

**作者简介:** 万燕(1970-),女,博士,教授,主要研究方向:图像处理和机器学习;刘巧雪(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理与模式识别;姚砺(1967-),男,博士,副教授,主要研究方向:图像处理和机器学习。

**通讯作者:** 万燕 Email: winniewan@dhu.edu.cn

**收稿日期:** 2021-10-18

存在计算量大、鲁棒性较差及对复杂的模型分割效果不好的问题。针对该问题,本文提出一种改进的分割算法,先用谱方法进行过分割预处理,基于平面度误差来合并近似平面的区域,再结合相互可见性合并过分割块,最后针对传统形状直径存在的问题,采用一种基于表面偏移的形状直径来获取最终的分割结果。基于本文分割算法,用人体模型作为输入,得到分割后的头部、躯干、左右臂和左右腿等人体部位,利用极限凸点搜索法确定某些关键点,再利用切片法结合椭圆拟合法求围度周长。实验结果表明本文分割方法效果优于现有大多三维分割算法,能够正确分割不同姿态、不同体型的人体,计算的围度尺寸也满足人体测量要求,误差在允许范围内。

## 1 基于表面偏移形状直径的三维网格分割算法

利用传统的形状直径进行三维分割的算法存在计算量大、分割效率低、对人体模型分割不能较好的适应等问题,本文结合谱方法作为预处理,得到大量的过分割子块,计算过分割块之间的相互可见性,合并相邻过分割块,能大体分割模型各个部位,但还存在部分分割错误的区域,为了重新合并不正确的分割区域,更好的分割复杂模型,本文利用一种改进的基于表面偏移的形状直径来进行最后的合并分割,算法流程如图1所示。

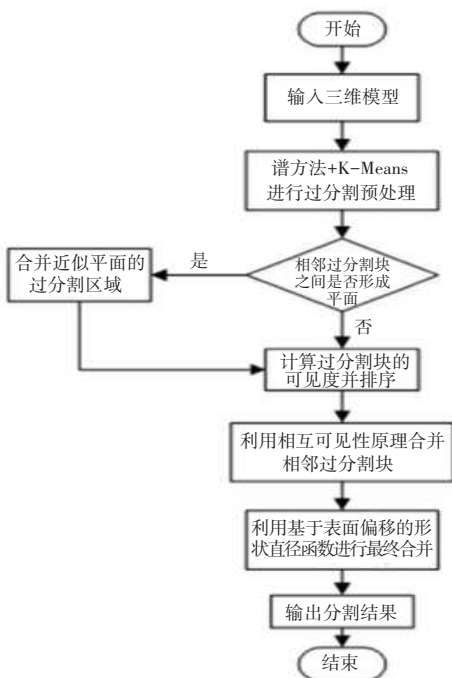


图1 基于表面偏移形状直径的三维网格分割算法

Fig. 1 3D mesh segmentation algorithm based on surface offset shape diameter

### 1.1 谱方法过分割三维网格模型

大多数传统的分割算法采用欧氏距离来表示模型上任意两个顶点之间的距离,基于此再进行后续的分割。但三维网格模型不同于二维平面图像,其存储了三维顶点、三角面片和法向量等相关信息,只用欧氏距离来表示顶点距离,会造成大量信息丢失。为了避免有效信息的丢失,本文采用网格上顶点的测地距离和角距离来共同定义网格上顶点之间的距离,这种空间距离的改进能够更好的保存三维模型的顶点位置信息,由此构造相似矩阵,再计算邻接矩阵,进而利用谱方法结合 k-means 算法进行过分割<sup>[7]</sup>。若不进行过分割,直接遍历计算每个顶点之间的相互可见性,会增大计算量,降低计算效率。本文的过分割处理使得正确的分割处都能得到分割,后续只需要对过分割的分割区域进行合并就能得到正确的分割结果。

算法步骤:

(1) 构建相似矩阵  $S$ : 计算网格顶点之间的测地距离  $g$  和网格三角面片的夹角  $\theta$ , 利用两者的均值共同表示三维网格两点  $(i, j)$  之间的空间距离  $dist$  ( $dist_{ij} = \frac{g(v_i, v_j) + \theta(v_i, v_j)}{2}$ ), 由于相似矩阵是表示网格两顶点之间的相似程度,所以可以基于空间距离  $dist$  来构建相似矩阵  $S$ 。

(2) K 近邻法计算邻接矩阵和度矩阵: 相似度的高低可以用来衡量相邻两个顶点之间的权重大小,由此在相似矩阵  $S$  的基础上结合 K 近邻法构建邻接矩阵  $W$  和度矩阵  $D$ , 其中度矩阵  $D$  为一个  $n \times n$  的对角矩阵,只有对角线有值,  $d_i$  ( $d_i = \sum_{j=0}^n W_{ij}$ ) 表示和顶点  $v_i$  相连接的所有边的权重值之和,如式 (1):

$$W = W_{ij} = W_{ji} = \begin{cases} 0, & v_i \notin KNN(v_j) \text{ or } v_j \notin KNN(v_i) \\ \exp\left(-\frac{S_{ij}}{2\sigma^2}\right), & v_i \in KNN(v_j) \text{ and } v_j \in KNN(v_i) \end{cases} \quad (1)$$

(3) 计算拉普拉斯矩阵及其归一化结果: 对拉普拉斯矩阵  $L = D - W$  归一化处理得到:  $L' = D^{-\frac{1}{2}} L D^{-\frac{1}{2}}$ , 计算  $L'$  的前  $K$  个最小的特征值和对应的特征向量  $F$ , 基于得到的特征向量构造  $n \times k$  的特征矩阵。

(4) K-Means 聚类: 结合传统的 K-Means 聚类算法对特征空间中的  $K$  个特征向量进行聚类,得到

$K$  个过分割块  $S_i (i = 1, 2, \dots, K)$ , 最终可以得到并输出过分割后的三维模型, 即在谱聚类后得到的大量过分割块, 如图 2 所示。



图 2 过分割结果示意图

Fig. 2 Schematic diagram of over-segmentation results

本文将模型进行过分割处理, 其好处是在后续的合并过程中无需遍历每个顶点及合并, 极大的降低了合并的计算次数。将该步结果作为预处理结果, 只需在下文利用过分割块之间的相互可见性来进一步合并过分割块。

### 1.2 基于相互可见性合并过分割块

谱聚类方法得到的过分割结果是不具有语义的, 需要进一步合并过分割块得到更准确的分割区域。有关如何合并三维过分割块的研究较少, 本文基于三维顶点的相互可见性思想来合并过分割块, 得到更加符合人类视觉感知的分割结果。首先给出相互可见性和可见度的定义。

(1) 相互可见性: 是指三维网格模型上任意的两点  $p_i$  和  $p_j$ , 当且仅当  $p_i$  和  $p_j$  所连线段完全位于网格模型内部时称网格点  $p_i$  和  $p_j$  是相互可见的, 否则  $p_i$  和  $p_j$  是相互不可见的。一个三维网格模型上的两个点是相互可见的, 也称这两个点位于同一个视线 ( $LoS$ ) 中<sup>[8]</sup>。

(2) 可见度: 设  $T$  是一组网格模型顶点的样本点集, 定义  $LoS(A)$  是  $A \in T$  视线内的所有点对的集合, 即  $(i, j) \in LoS(A)$  表示当且仅当网格点  $i \in A$  和  $j \in A$  是相互可见的。对于任意两个过分割块上的网格点集  $C, D \subseteq T$ , 将  $LoS(C, D)$  表示为相互可见的点对  $(i, j), i \in C, j \in D$  的集合。

将一个点集  $T$  的可见度等级定义为所有点对中相互可见的点对的一部分<sup>[9]</sup>, 即式(2):

$$CR(A) = \frac{LoS(A)}{|A|^2} \quad (2)$$

其中,  $|A|$  是任意一个过分割块的顶点的数量,  $|LoS(A)|$  是  $A$  中相互可见顶点对的个数。

算法步骤为:

(1) 合并近似平面片的相邻过分割块: 为了解

决无法合并近似平面的区域, 本文将每个过分割块中具有相同法向量的三角形所形成的面片当作平面片, 给定一个平面度误差  $\varphi$  (本文取经验值  $\varphi = 0.99$ ), 当相邻两个三角形的法向量数量积不小于  $\varphi$  时, 认为该过分割块所形成的面片是平面片, 合并网格模型中所有相邻的过分割平面片, 通过合并平面片可以很好的解决近似平坦区域的合并问题。

(2) 可见度计算: 分别计算所有过分割块的可见度等级, 并按顺序依次计算其与相邻过分割块之间的相互可见性。

(3) 四次迭代合并: 将可见度阈值设为  $\alpha_1 = 0.9, \alpha_2 = 0.8, \alpha_3 = 0.7, \alpha_4 = 0.6$ , 这样取值在于依次放宽阈值约束条件, 增加合并效率与准确度。本文增加一次迭代操作能够将分割碎片区域更好的合并到正确区域, 比如合并脚部区域时会出现脚趾与脚背被分割在不同区域, 此时增加一次迭代能够更好的合并脚趾部分到脚部区域。

(4) 合并过分割块: 当相邻过分割块  $S_i$  和  $S_j$  之间的可见度大于  $\alpha$  时, 将其合并, 最后得到合并后的子块  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ 。过分割块已被很好的合并, 但仍然存在部分区域合并不正确, 比如人体脖颈被合并到躯干部分、马的腿和尾巴区域以及吉他的中心未被正确合并, 如图 3 所示。

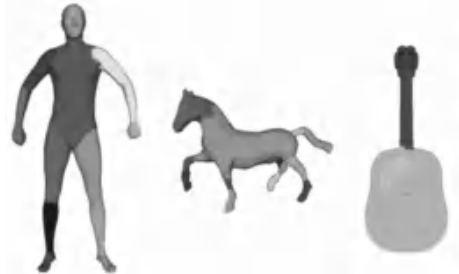


图 3 过分割块合并结果

Fig. 3 Result of over-segmented block merging

本文继续基于表面偏移形状直径算法合并未被正确合并的区域, 以进一步提高分割的合理性和准确性。

### 1.3 基于表面偏移形状直径函数的分割与合并

利用相互可见性进行初次合并, 得到的分割结果更加符合语义, 但对于更复杂多样的三维模型来说, 分割效果仍然存在不足。本文提出的分割算法中最后且关键的一步是采用改进的形状直径函数来进行最终的合并分割, 能较好的解决以上问题。传统的形状直径函数是在三维网格模型的顶点  $P$  处放置一个倒置的圆锥, 在圆锥内部发射几十条射线, 一般取 25 条, 计算每条射线的穿透距离, 取平均穿



透距离作为该点的 SDF 值,这样的计算对网格点数量庞大的三维网格模型来说非常耗时,分割速度较慢并且对局部几何细节较敏感。针对以上问题,本文采用基于表面偏移的形状直径来改进合并结果。

基于偏移表面的 SDF 的定义:用  $S$  表示输入的三维网格模型。对于每个顶点  $v_i$ , 在该顶点处放置一个半径为  $r$  的球体<sup>[9]</sup>。忽略  $S$  内部球体的包络,用  $S'$  表示所有球体的外部包络。对于网格模型上任何一个顶点  $p \in S$ , 沿  $p$  点外法线方向发送射线与  $S'$  相交于点  $q$ , 即存在一个点  $q \in S'$ 。设  $q \in S'$  是射线  $qp$  和  $S'$  的交点,定义在  $p$  处的 SDF 的穿透距离为  $\|q - p\| - 2r$ , 如图 4 所示。

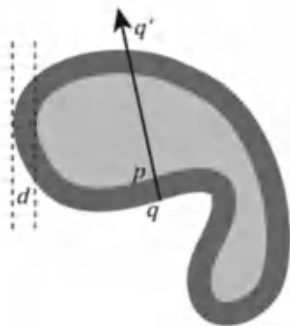


图 4 SDF 示意图

Fig. 4 Schematic diagram of SDF

首先设置阈值  $thresh = 0.12$ , 对于初次迭代合并得到的分割结果  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ , 任取相邻两个子块  $D_i$  和  $D_j$ , 迭代计算子块  $D_i$  上所有顶点的 SDF 值,文献[10]通过归一化的 SDF 值和顶点数量构建直方图,所以本文对子块  $D_i$  上的所有顶点的 SDF 值进行归一化处理,将归一化的 SDF 值作为纵坐标,将子块上网格顶点数量作为横坐标,即可得到该子块的直方图  $h_i$ ; 同样方法计算得到相邻子块  $D_j$  的 SDF 直方图  $h_j$ , 使用相关性比较计算公式(3)和(4),计算两个直方图之间的相似度,若大于阈值  $thresh$ , 则合并  $D_i$  和  $D_j$ 。迭代执行以上步骤,合并相邻区域,直到不满足条件为止,得到最终的分割结果,如图 5(a)所示。从图中可以看出人体脖颈部分被正确分割到头部区域,马的四条腿和吉他中心区域均得到了准确的分割结果。与图 5(b)的传统形状直径函数分割结果对比,可知本文分割效果更准确。

$$d(h_i, h_j) = \frac{\sum_{k=1}^m (h_{i(m)} - \tilde{h}_i) (h_{j(m)} - \tilde{h}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (h_{i(m)} - \tilde{h}_i)^2 (h_{j(m)} - \tilde{h}_j)^2}} \quad (3)$$

$$\bar{h}_k = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n h_{k(m)} \quad (4)$$



(a) 本文分割结果



(b) 传统形状直径分割结果

图 5 分割结果对比

Fig. 5 Comparison of segmentation results

## 2 基于自动分割的三维人体测量技术

利用本文分割算法能够较好的分割三维人体模型各个部位,能够快速定位并测量人体围度。将分割后的人体模型身体部位分别提取出来,利用传统的切片法结合椭圆拟合法,确定关键点来计算分割后的大腿、上臂等围度,切片法结合累积距离法求胸围、腰围等围度。

### 2.1 基于椭圆拟合法的围度计算

通过椭圆拟合得到拟合的椭圆曲线,进而求取周长,获取围度值。椭圆拟合的关键在于将问题转换为求取特征值和特征向量,输入一组目标点的集合  $(x_i, y_i)$ , 求该椭圆  $A, B, C, D, E, F$  6 个参数,可将其简化为计算多项式  $F(x, y) = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0$ , 并满足约束条件  $B^2 - 4AC < 0$ 。定义向量  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{X}$  分别为  $\mathbf{A} = [a, b, c, d, e, f]^T$ ,  $\mathbf{X} = [x^2, xy, y^2, x, y, 1]^T$ , 则上述多项式  $F(x, y)$  可以记作向量  $\mathbf{F}_A(\mathbf{X}) = \mathbf{X} \cdot \mathbf{A} = 0$ 。对于约束条件  $B^2 - 4AC < 0$ , 当  $a$  不为 0 时,  $\alpha \cdot a (\alpha \neq 0)$  代表相同的圆锥曲线, 在一个合适的范围内, 不等式约束条件可以转化为等式约束条件, 即  $B^2 - 4AC = 1$ 。再定义一个  $N \times 6$  的矩阵  $\mathbf{D}$  和常数矩阵  $\mathbf{C}^{[11]}$ , 如式(5)和式(6):

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \alpha_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha_i^2 & x_i y_i & y_i^2 & x_i & y_i & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha_N^2 & x_N y_N & y_N^2 & x_N & y_N & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

约束条件  $B^2 - 4AC = 1$  即可写成矩阵形式:  $a^T C a = 1$ , 则椭圆拟合问题转换为满足  $a^T C a = 1$  时, 求  $\min \| D a \|^2$ , 分解  $\min \| D a \|^2$ , 得到  $\min \| D a \|^2 = D a a^T D^T$ ; 构造拉格朗日函数:  $L(D, \lambda) = D a a^T D^T - \lambda (a^T C a - 1)$ , 令其偏导数为 0, 如公式 (7), 得到  $D^T D a - \lambda C a = 0$ , 即  $D^T D a = \lambda C a$ , 令  $D^T D = S$ , 则可得到  $S a = \lambda C a$ , 即式 (8); 最终椭圆拟合问题转为求取  $S^{-1} C$  特征值和特征向量的问题。

$$\frac{\partial L(D, \lambda)}{\partial D} = 0 \quad (7)$$

$$S^{-1} C a = \frac{1}{\lambda} a \quad (8)$$

### 2.2 基于极限凸点搜索法的大腿围度测量

分割后的各个身体部位都存储为单独的点云数据集, 其中每个点都为三维  $(x, y, z)$  坐标, 大腿围度计算, 利用极限凸点搜索法来定位大腿内侧侧点。大腿围是指大腿内侧肌肉最凸出处的水平周长, 或经过臀股沟点处的大腿水平周长, 则测量大腿围时先寻找到大腿内侧肌肉最凸出处, 即图 6 的 A 点。极限凸点搜索法步骤为: 首先, 计算出大腿最高点, 设  $Y_{\max}$  为大腿最高点所在位置,  $Y_{\min}$  为大腿最低点所在位置,  $Y_{\max}$  位置沿  $Y_{\min}$  方向利用厚度为 0.01 的水平切面进行切割, 切面与大腿模型相交, 得到相交的三维轮廓点, 形成的点集本文称为切面三维轮廓点集, 设  $S_i$  为第  $i$  个切面三维轮廓点集, 则  $S_{i-1}$  为相邻的上一个切面轮廓三维点集,  $S_{i+1}$  为相邻的下一个切面三维轮廓点集, 如式 (9) ~ 式 (11):

$$S_{i-1} = \{P_{i-1} = \{(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})\}\} \quad (9)$$

$$S_i = \{P_i = \{(x_i, y_i, z_i)\}\} \quad (10)$$

$$S_{i+1} = \{P_{i+1} = \{(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})\}\} \quad (11)$$

在  $S_i$  中同时记录  $x$  轴的最大值  $x_{i \max}$ 、最小值  $x_{i \min}$  和  $z$  轴的最大值  $z_{i \max}$  和最小值  $z_{i \min}$ , 依次与相邻上下两个切面三维轮廓点集得到的最大值进行比较, 当且仅当满足式 (12) 时,  $S_i$  为经过大腿内侧最凸点所在的切面三维轮廓点集,  $x_{i \max}$  为大腿内侧最凸点的  $x$  坐标。

$$(x_{i \max} > x_{i-1 \max} \ \&\& \ x_{i \max} > x_{i+1 \max}) \ \&\& \ (x_{i \max} > x_{i-1 \min} \ \&\& \ x_{i \max} > x_{i+1 \min}) \quad (12)$$

将  $S_{i-1}, S_i, S_{i+1}$  切面三维轮廓点集投影在  $xoz$  平

面, 得到二维轮廓点, 如图 7 所示; 将经过大腿内侧最凸点的二维轮廓点集作为椭圆拟合求周长算法的输入, 即可得到大腿围度值, 如图 8 所示。



图 6 大腿内侧最凸点 A

Fig. 6 Point A on inner thigh



图 7 从左至右为相邻三个切面二维轮廓点

Fig. 7 Adjacent contour points



图 8 拟合的大腿围

Fig. 8 Fitting thigh circumference

### 2.3 基于累积距离和法的大腿围度测量

由于体型存在差异, 男女胸部形状存在差异, 所以利用椭圆拟合或者凸包法求周长误差较大, 本文采用累积求相邻轮廓点的距离和来计算其围度值。设二维轮廓点集中  $x$  值最小和最大的两个点分别为  $P_{\min}$  和  $P_{\max}$ , 连接  $P_{\min}$  和  $P_{\max}$ , 所连线段将轮廓点集分为  $C1$  和  $C2$  两部分, 如图 9 所示。线段  $P_{\min} P_{\max}$  上方的轮廓点集为  $C1$ , 下方的为  $C2$ 。对  $C1$  和  $C2$  点集中的点按  $x$  值大小排序, 则有  $(P_{\min}, P_1, P_2, \dots, P_m, P_{\max}) \in C1, (G_{\min}, G_1, G_2, \dots, G_n, G_{\max}) \in C2$ , 其中  $P_i (i = \min, 1, 2, \dots, m, \max)$  和  $G_j (j = \min, 1, 2, \dots, n, \max)$  分别表示  $C1$  和  $C2$  中的点,  $P_{\min}, P_{\max}$  和  $G_{\min}, G_{\max}$  分别表示  $C1$  和  $C2$  中  $x$  值最小、最大的点。

相邻两点之间距离为  $d_i$ , 如式 (13):

$$d_i = \sqrt{(X_{(P_i)} - X_{(P_{i+1})})^2 + (Z_{(P_i)} - Z_{(P_{i+1})})^2} \quad (13)$$

则  $C1$  长度为  $L1$ , 如式 (14); 同理,  $C2$  长度为

$L2$ ,式(15);因此围度值  $L = L1 + L2$ 。

$$L1 = \sum_{i=0}^m d_i \quad (14)$$

$$L2 = \sum_{i=0}^n d_i \quad (15)$$

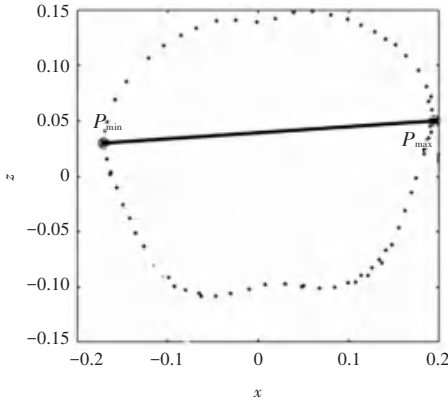


图9 累积距离法示意图

Fig. 9 Schematic diagram of cumulative distance method

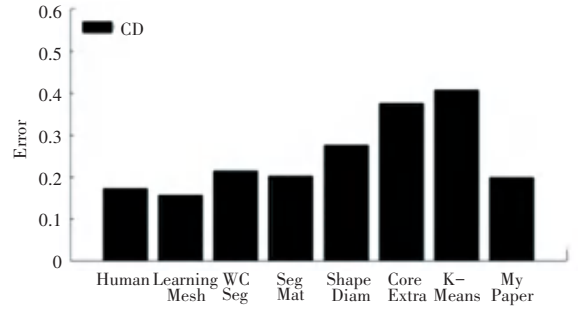
### 3 实验结果与分析

实验环境:本文的实验在 Intel(R) Core(TM) i5 -3470 CPU @ 3.20 GHz,12.0 GB 内存的 window10 × 64 操作系统上进行的,代码语言为 C++和 matlab。

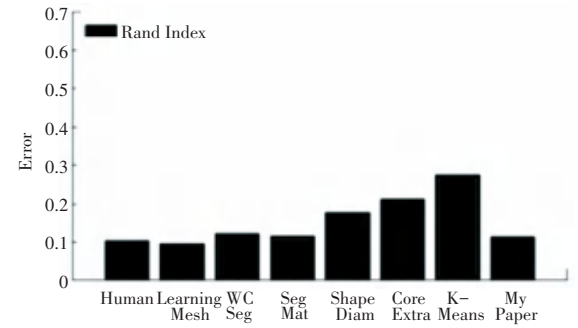
#### 3.1 分割结果评估

本文采用普林斯顿数据集,利用4种定量评价的基准,对本文分割结果进行评估。4种评价指标包括分割差异(Cut Discrepancy)、汉明距离(Hamming Distance)、兰德指数(RandIndex)和一致性误差(Consistency Error)<sup>[12]</sup>。4个评价标准都是以人类的手动分割结果作为基准,并且选取文献中提供的手工分割方法、KMeans 分割方法、LearningMesh 分割算法、ShapeDiam 分割算法、CoreExtra 分割算法以及 WCSeg 分割算法和 SegMat 分割算法进行定量对比分析,WCSeg 分割算法使用传统形状直径函数和凹凸性进行模型的分割,SegMat 分割算法是基于输入网格模型的中轴变换(MAT)来分割三维模型,可以使用相同的参数集为不同的数据集和类别生成合理的分割结果,虽然该方法分割速度相对于其他分割方法快一个数量级,但是此方法忽略了中轴提取部分的时间,其前期的中轴提取相对比较耗时。图10中“My Paper”为本文方法的评估结果,图10(a)~图10(d)分别显示了普林斯顿数据集基于以上4种评价指标在8种分割方法中的评估对比结果,可以看出在4个不同的指标上,本文分割方法效果都比较好,分割结果略优于

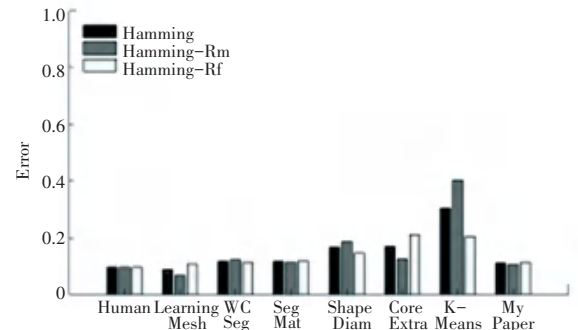
WCSeg 和 SegMat 方法。



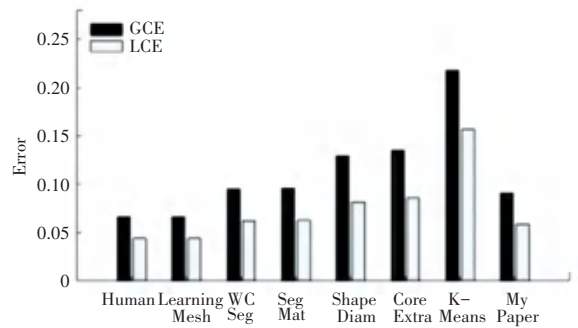
(a) 切割差异



(b) 兰德指数



(c) 汉明距离



(d) 一致性误差

图10 本文分割效果结果评估对比

Fig. 10 Comparison and evaluation of segmentation results

本文利用三维网格人体模型数据库 SHREC14 进行人体分割实验,该人体模型数据库包含 400 个人体模型,其中含有 40 个不同的男女性模型的 10 种不同姿态。本文分割方法以 SHREC14 人体模型作为输入,所得到的分割结果效果,能够将三维人

体模型各部位较好的分割开来,分割结果几乎不受姿势的影响,如图 11 所示。



图 11 人体分割效果

Fig. 11 Segmentation effect of human body

通过多种分割方法的对比以及 4 种评价指标的评估结果,表明本文分割方法的有效性与合理性,优

于大多数的分割算法;同时本文也对不同姿势的三维人体进行了分割结果对比,该分割方法不受姿态变换的影响,具有良好的鲁棒性。

### 3.2 人体测量结果分析

本文基于 SHREC14 人体模型数据库中近似“A”字型的人体模型的分割结果来进行围度测量,包括 4 组男性与女性模型。由于本文利用的是现有的完整人体模型数据库,未对真实人体进行扫描并重建,所以选择人机交互式测量软件 Meshy 测量结果作为参考对比,本文人体围度测量结果与交互式软件测量结果见表 1。

表 1 测量结果

Tab. 1 Measurement results

人体模型	颈围		胸围		腰围		上臂围		大腿围		cm
	本文	软件	本文	软件	本文	软件	本文	软件	本文	软件	
男 1	42.10	43.41	101.40	100.51	88.91	89.09	34.41	33.86	64.62	63.65	
男 2	41.35	40.69	87.45	88.27	87.16	87.41	33.16	33.73	63.38	63.79	
男 3	39.28	39.97	86.45	86.99	85.68	86.02	31.96	31.24	62.25	62.92	
男 4	38.42	38.01	81.11	80.81	79.09	78.67	29.92	29.19	59.79	60.12	
女 1	31.08	31.81	87.95	88.79	72.54	72.92	28.90	28.34	57.16	57.20	
女 2	33.98	34.22	92.12	92.60	81.30	81.81	32.19	33.33	66.22	65.64	
女 3	30.23	30.68	86.17	86.49	72.16	72.85	28.44	28.90	56.98	57.14	
女 4	28.78	29.16	84.12	84.57	70.31	70.68	27.13	26.34	55.10	55.67	

测量误差结果见表 2。从测量误差结果可知胸围、腰围和腿围平均误差较小,而颈围和上臂围由于受分割的影响,导致误差相对较大,但仍在可接受范围内。

表 2 测量误差结果

Tab. 2 Measurement error results

围度类型	颈围	胸围	腰围	上臂围	大腿围	cm
最大误差	1.45	0.89	0.69	1.14	0.97	
最小误差	0.24	0.30	0.18	0.46	0.04	
平均误差	0.742 5	0.557 5	0.392 5	0.69	0.466 25	

## 4 结束语

本文采用网格模型顶点的相互可见性和基于偏移表面的形状直径函数进行三维模型分割,能够提高三维模型的分割效果和速度,增加分割的鲁棒性,对不同类别的三维网格模型都能得到较好的分割结果。利用公开的分割评价指标和多种分割方法进行对比评估分析,也证明了本文分割方法的有效性,但是部分模型也会出现分割不准确的情况,比如人体模型上下臂分割不开的问题;对于更加复杂的模型

和人体体型变化比较大的模型,分割效果也有待进一步加强。通过对本文测量结果与软件交互式测量结果进行对比,表明基于本文分割得到的测量结果具有一定的可靠性,但是在测量结果的精确程度上有待进一步增强。

## 参考文献

- [1] 丛晓丹,姜洋. 三维人体测量技术的发展与应用[J]. 黑龙江科学, 2017,8(2):7.
- [2] SHLAFMAN S, TAL A, KATZ S. Metamorphosis of Polyhedral Surfaces using Decomposition [C]//Computer Graphics Forum, 2010;219-228.
- [3] LAI Y K, HU S M, MARTIN R R, et al. Rapid and effective segmentation of 3D models using random walks [J]. Computer Aided Geometric Design, 2009, 26(6):665-679.
- [4] KATZ S, TAL A. Hierarchical Mesh Decomposition Using Fuzzy Clustering and Cuts[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2003,22(3):954-961.
- [5] Shapira Lior, Shamir Ariel, Cohen-Or Daniel. Consistent mesh partitioning and skeletonisation using the shape diameter function [J]. Visual Comput., 2008,24(4):249-260.
- [6] HANOCKA R, HERTZ A, FISH N, et al. MeshCNN: A Network with an Edge [J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(4CD):90.1-90.12.