

## 一种基于部件空间分布的三维模型检索方法<sup>\*</sup>

万丽莉<sup>+</sup>, 赵沁平, 郝爱民

(北京航空航天大学 计算机学院, 北京 100083)

### A Method of 3D Model Retrieval by the Spatial Distributions of Components

WAN Li-Li<sup>+</sup>, ZHAO Qin-Ping, HAO Ai-Min

(Department of Computer Science, BeiHang University, Beijing 100083, China)

+ Corresponding author: E-mail: wll@vrlab.buaa.edu.cn

Wan LL, Zhao QP, Hao AM. A method of 3D model retrieval by the spatial distributions of components. *Journal of Software*, 2007,18(11):2902-2913. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/2902.htm>

**Abstract:** 3D shape analysis is a key problem for 3D model retrieval. In this paper, a shape signature describing the spatial distributions of 3D model's components is proposed. The primary motivation of the approach is to emphasize the object's structural attributes due to human vision theories. Firstly, a model is decomposed into several meaningful components, each of which is represented by a sub-mesh, then the component's mass center and percentage of the surface area are combined to form a component feature, and finally a set of component features satisfying the specified conditions are used as the shape signature of a 3D model. Based the signature, an approach of 3D model retrieval is presented. It performs well despite the presence of different resolutions and connectivity, and is fast when measuring shape similarity. Experimental results demonstrate the ability of the proposed signature to retrieval 3D modes.

**Key words:** 3D model retrieval; 3D shape matching; shape signature; model decomposition; EMD (earth mover's distance) metric

**摘要:** 三维形状分析是三维模型检索的关键问题。提出一种基于三维模型部件空间分布的形状特征描述方法。此方法的主要思想是依据认知心理学的理论,在描述对象形状时强调它的结构属性。首先将三维模型分割为若干个组成部件,每个部件用一个曲面片表示,然后采用曲面片的质心位置、面积占总面积的百分比的组合作为部件特征,最后将满足指定条件的部件特征的集合作为三维模型的特征。基于这一特征表示,给出了一种三维模型检索方法。该方法具有受模型精度和连通性影响较小、相似性度量的计算速度较快的优点,实验结果验证了该检索方法的有效性。

**关键词:** 三维模型检索;三维形状匹配;形状特征;模型分割;EMD(earth mover's distance)度量

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

随着虚拟现实技术、游戏产业、计算机辅助设计等领域的快速发展,对三维模型的需求越来越大,而三维模型的建模过程费时、耗力。因此,如何快速、有效地获取所需的三维模型数据资源成为一个亟需解决的问题。

<sup>\*</sup> Supported by the National Basic Research Program of China under Grant No.2002CB312105 (国家重点基础研究发展计划(973))

Received 2006-05-12; Accepted 2006-08-29

三维模型检索旨在为人们提供一种更为方便、快捷的模型获取方式,有助于大量三维数据资源的组织和重用<sup>[1]</sup>,是继语音检索、图像检索、视频检索之后,基于内容检索领域的一个新的研究热点,有着广阔的应用前景。

三维模型检索的一般过程:首先计算搜索目标的形状特征,然后与特征库中所有模型的特征进行比较,得到特征最接近的若干个三维模型。因此,形状特征描述是三维模型检索的关键,它应反映不同物种模型在形状上的主要区别。形状特征分为基于统计特性<sup>[2]</sup>、基于频域变换<sup>[3]</sup>、基于拓扑结构的特征等多种。基于统计特性和基于频域变换的特征通常计算速度较快,但区分度不够<sup>[1]</sup>。这是由于它们没有考虑影响模型形状的因素是多方面的,属于同一物种的三维模型形状也呈现多样性。以人的模型为例,因高矮胖瘦的不同都会造成形状差异。形状的变化并不一定会影响模型所属的物种,这些方法笼统地处理各种因素造成的形状差异,造成区分度不高。基于拓扑结构的特征由于时间开销过大,难以用于交互的检索系统,如Reeb图、骨架图等。

使形状特征能反映人类视知觉的一些特点,是解决三维模型检索中形状特征描述问题的新思路。近年来,部分研究者主张以认知心理学中的成分识别理论<sup>[4]</sup>为基础,采用分割算法将模型分为若干个有意义的组成部分,然后分析各部分之间的关系,从而得到三维模型的特征描述,据此来度量三维模型的相似性。这些特征属于基于拓扑结构的特征,它们关注不同物种模型的不同结构,着重考虑决定物体组成的形状变化,更符合人的直观感受。文献[5,6]对三维模型分割后得到的曲面片,根据曲面片的表面积和连接关系来构造拓扑连接图,然后比较拓扑连接图的相似性。这种方法受模型连通性的影响较大。文献[7]采用属性图来表示分割结果,然后按照图的匹配方法来比较它们的相似性。这种方法的缺点是时间开销大,且受模型连通性的影响较大。

本文提出了一种基于部件空间分布的三维模型特征描述方法,对模型分割后得到的曲面片,以每个曲面片的质心位置、表面积占总面积的百分比的组合作为部件特征,采用所有部件特征的集合作为三维模型的特征。这种特征描述方法由于基于模型的分割结果,因此反映了三维模型的主要结构,符合人的主观理解。同时,部件特征还表现了三维模型各组成部件的位置和质量分布信息。在度量分割结果相似性时,首先根据三维模型的部件数目,对模型的结构作出判断,然后对主要部件数在一定范围内的模型采用 EMD(earth mover's distance)来计算特征转换的最小代价。本文的方法与文献[5-7]中方法的主要区别是:将三维模型的分割结果与 EMD 度量相结合,定义了适于 EMD 度量计算的特征表示,并在相似性度量中采用了 EMD 度量,从而降低了该阶段的时间开销,且受连通性的影响较小。

## 1 EMD 度量及相关工作

EMD产生于运输问题,其本质是求解加权点集转换过程中的最小代价,属于约束最优化问题,可用于基于内容的图像检索<sup>[8]</sup>,求解特征空间中两个多维分布的最小转换代价。EMD距离可形象地描述为:空间中分布着 $m$ 堆土和 $n$ 个土坑,每个土堆的质量为 $x_i$ ,每个土坑的容量为 $y_j$ , $c_{ij}$ 为将单位质量的土从第 $i$ 堆土运到第 $j$ 个坑所做的功,数值上等于第 $i$ 堆土和第 $j$ 个坑的距离, $f_{ij}$ 为从第 $i$ 堆土运到第 $j$ 个坑的土的质量。在这一运输过程中做功的总和为 $W$ ,求解做功最小值,则此约束最优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \min W &= \min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} f_{ij}, \\ \text{s.t. } f_{ij} &\geq 0 \quad i=1, \dots, m, j=1, \dots, n, \quad \sum_{i=1}^m f_{ij} = y_j, j=1, \dots, n, \quad \sum_{j=1}^n f_{ij} \leq x_i, i=1, \dots, m, \quad \sum_{i=1}^m x_i \geq \sum_{j=1}^n y_j, \\ \text{EMD} &= \frac{\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} f_{ij}}{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} f_{ij}} = \frac{\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} c_{ij} f_{ij}}{\sum_{j \in J} y_j} \end{aligned} \quad (1)$$

当 $\sum_{i=1}^m x_i = \sum_{j=1}^n y_j$ 时,EMD是一种度量<sup>[8]</sup>。EMD距离不仅形象、直观,而且还具有可处理长度可变的特征的显著优点。

文献[9]中将三维网格模型所在的空间划分为 $25 \times 25 \times 25$ 个栅格,然后基于栅格得到加权点集作为特征描

述,采用 EMD 距离来度量这些加权点集的相似性.但由于此方法生成的加权点集的点数较多,造成 EMD 距离的计算速度极慢,对 512 个模型线性搜索一遍的时间超过 17 分钟,无法满足实时检索的需要.

## 2 基于部件空间分布的三维模型特征描述及相似性度量

本文将三维模型分割与 EMD 距离相结合,定义了基于部件空间分布的三维模型特征描述,既能在相似性度量中利用 EMD 度量的最优化特性;又大量减少了加权点集的点数,从而有效控制了 EMD 距离的计算时间.

多边形网格是三维模型最主要的一种表示方式.如果网格中所有多边形均为三角形,则为三角形网格.多边形网格模型可以通过三角化处理转化为三角形网格模型.因此,本文以三角形网格模型作为处理对象.

**定义 1.** 将三维模型分割后得到若干个具有简单形状且各自连通的曲面片,称这些曲面片为部件.

对于三角形网格模型,每个部件均为三角形集合,记为  $P_i, i=1, \dots, n$  为用于计算模型特征的部件数目,则基于部件空间分布的三维模型特征表示为  $\{(w_i, v_i)\}$ , 其中,  $w_i$  表示部件  $P_i$  的面积占模型表面积的比例,  $v_i$  为  $P_i$  的质心位置.

本节将说明基于部件空间分布的三维模型特征描述方法的主要计算过程,以及如何基于 EMD 距离来度量特征的相似性.

### 2.1 三维模型的姿态规范化

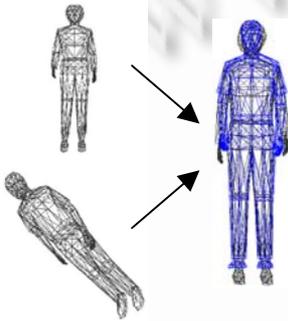


Fig.1 Pose normalization of 3D models

图 1 三维模型姿态规范化

三维模型的姿态规范化是计算形状特征时的一个预处理步骤<sup>[3]</sup>,目的是将所有三维模型置于统一的坐标系下,从而使相似性度量与模型的大小、位置和方向无关.姿态规范化需经过平移、旋转、缩放变换.平移变换将每个三维模型的质心移到坐标系的原点,比例变换使三维模型表面的点到原点的平均距离为 0.5,旋转变换使三维模型的 3 个主轴与坐标系的 3 个坐标轴重合.本文在计算主轴时,采用了三角形质心加权的 PCA (principal components analysis) 方法<sup>[3]</sup>,并根据符号距离<sup>[3]</sup>确定主轴正方向,处理结果如图 1 所示.

由于本文的特征描述中仅部件质心坐标与三维模型的姿态有关,因此在实际应用中为了提高计算效率,仅计算坐标变换矩阵,而不对三维模型的所有顶点进行坐标变换.为了便于合并平移、旋转

和比例变换矩阵,采用了齐次坐标表示,坐标变换矩阵  $AlignM$  可表示为

$$AlignM = scaleM \times rotateM \times translateM = \begin{bmatrix} s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r_{1x} & r_{2x} & r_{3x} & 0 \\ r_{1y} & r_{2y} & r_{3y} & 0 \\ r_{1z} & r_{2z} & r_{3z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -m_x \\ 0 & 1 & 0 & -m_y \\ 0 & 0 & 1 & -m_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $s$  为三维模型的缩放比例,  $(m_x, m_y, m_z)$  为三维模型在原坐标系下的质心坐标,  $(r_{1x}, r_{1y}, r_{1z}), (r_{2x}, r_{2y}, r_{2z})$  和  $(r_{3x}, r_{3y}, r_{3z})$  为 3 个主轴在原坐标系下的单位向量.

### 2.2 特征生成

在生成特征时,不仅要描述模型的部件特征,还要根据模型部件组成的特点,确定选用的部件数目.

三维模型分割后得到的部件数通常较少(约 20~30 个),可以直接将部件特征的集合作为模型特征,采用 EMD 距离度量相似性,但在以下两种情况下例外:其一是模型存在很多局部细节,如人模型衣服上的钮扣或其他装饰物等,此时,模型除了含有几个较大的部件外,还包含一些面积极小的部件;另一种是模型由大量小部件组成(如树模型,每片树叶都会被分割为一个部件).在这两种情况下,如果选用模型的所有部件生成特征,将在相似性计算过程中造成过大的时间开销.

为了处理这两种特殊情况,本文首先对模型部件数过多的原因进行判断,然后确定生成特征所选取的部件数.属于第1种情况的三维模型,通过忽略一些次要的小部件,仍然可以得到较少的部件总数;而属于第2种情况的模型,由于小部件仍然对模型的类别具有重要意义,则不能忽略.

为了处理这两种情况,本文给出了主要部件的定义.

**定义 2.** 对每个三维模型,将它的所有部件按面积降序排列,将面积之和占模型表面积的百分比超过一定值  $\lambda$  的前  $K$  个部件,称为组成三维模型的主要部件.

$\lambda$  可根据需要灵活设定,比如 80%.

设分割三角网格模型后得到  $N$  个部件,  $\text{MAX\_SIG\_SIZE}$  为采用基于 EMD 距离度量相似性时对特征长度限定的最大值,它根据采用的模型分割算法,通过反复实验来设定.在生成特征前,按照图 2 所示的方法对选用的部件数  $n$  进行判断.

```

if  $N \leq \text{MAX\_SIG\_SIZE}$ 
{
    //Usual cases
     $n = N$ ;
}
else
{
    Get the number of main components  $K$ ;
    if  $K \leq \text{MAX\_SIG\_SIZE}$ 
    {
        //The first kind of exceptional cases
         $n = \text{MAX\_SIG\_SIZE}$ ;
    }
    else
    {
        //The second kind of exceptional cases
         $n = N$ ;
    }
}

```

Fig.2 Determination of the number of selective components

图 2 确定选用的部件数

当  $n \leq \text{MAX\_SIG\_SIZE}$  时,生成的模型特征为部件特征集合或它的子集;当  $n > \text{MAX\_SIG\_SIZE}$  时,生成特征时仅计算每个部件的面积,之后的相似性度量中并不使用 EMD 距离.

三维模型分割后得到的部件  $P_i$  均为三角形集合.设  $t_k$  为三角形,  $s_k$  为  $t_k$  的面积,  $c_k$  为  $t_k$  的质心,  $S$  为模型表面积,部件  $P_i$  的质心为  $v_i$ ,则部件特征的计算步骤可描述如下:

(1) 计算每个部件的面积占模型表面积的百分比  $w_i$ .

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{t_k \in P_i} s_k, \quad w_i = \frac{\sum_{t_k \in P_i} s_k}{S} \quad (3)$$

(2) 按照第 2.1 节中所述方法,计算规范化模型坐标的变换矩阵  $\text{AlignM}$ .

(3) 计算每个部件的质心,并进行坐标规范化.

$$v_i = \text{AlignM} \times \text{MassCenter}(P_i) = \text{AlignM} \times \frac{\sum_{t_k \in P_i} s_k c_k}{\sum_{t_k \in P_i} s_k} \quad (4)$$

由此得到适于 EMD 距离度量相似性的模型特征为  $\{(w_i, v_i)\}, i=1, \dots, n$ .

特征生成的主要过程如图 3 所示,其中,图 3(a)为初始的三角网格模型,图 3(b)为分割后的结果,以不同颜色表示模型的不同部件,图 3(c)为形象化表示的形状特征,以球心表示每个部件的质心,以球的半径表示每个部件的面积占总面积的百分比,则这些球的集合组成了三维模型的特征.由图 3(c)可见,本文的特征描述方法不仅反映了模型由哪些部件组成,还表现了各部件的位置分布以及模型表面积在各部件之间的分布情况.

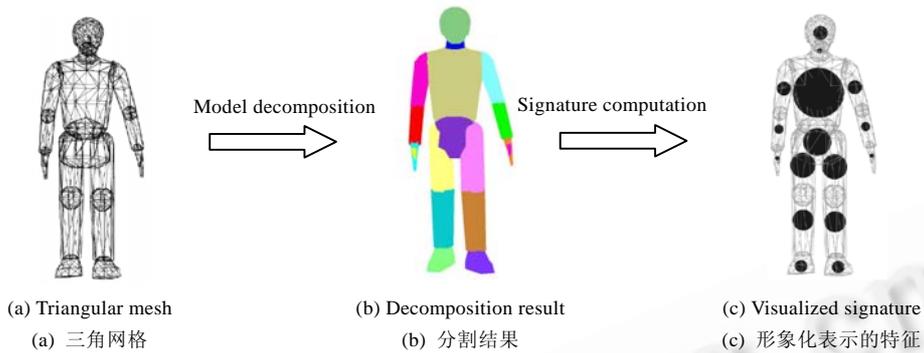


Fig.3 Main procedures of signature generation

图3 特征生成的主要过程

### 2.3 基于EMD距离的相似性度量

为了衡量两个三维模型之间的相似性,常通过计算特征之间的距离来量化两模型的不相似程度,距离越小,则认为两个模型越相似.因此,虽然通常称为相似性度量,但实际上计算的是两个模型的不相似程度.文献[1]根据相似性度量函数 $d$ 满足的性质不同,给出 $d$ 的定义. $d$ 是定义在集合 $S$ 上的非负函数 $d:S \times S \rightarrow \mathbf{R}^+ \cup \{0\}$ , $S$ 为三维模型的集合,函数 $d$ 满足以下的部分性质:

- (i) 同一性:  $\forall x \in S, d(x, x) = 0$ .
- (ii) 正性:  $\forall x, y \in S, x \neq y, d(x, y) > 0$ .
- (iii) 对称性:  $\forall x, y \in S, d(x, y) = d(y, x)$ .
- (iv) 三角不等式:  $\forall x, y, z \in S, d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$ .
- (v) 变换不变性: 对于选定的一组变换  $G, \forall x, y \in S, g \in G, d(g(x), g(y)) = d(x, y)$ .

其中,(v)变换不变性必须满足,要求三维模型在笛卡尔坐标系中任意平移、旋转、缩放时,形状特征均保持不变.若满足(i)~(iv),则函数 $d$ 为度量;若满足(i),(iii),(iv),则函数 $d$ 为伪度量;若满足(i)~(iii),则函数 $d$ 为不完全度量.(ii)意味着不同的形状不可能完全相似,由于形状特征描述的不完整性,通常不满足(ii).因此,相似性度量函数通常是伪度量.

设模型 $A$ 的特征为 $sig_A = \{(w_i, v_i)\}, i=1, \dots, n_A$ ,模型 $B$ 的特征为 $sig_B = \{(w_j, v_j)\}, j=1, \dots, n_B$ ,本文的相似性度量函数定义如下:

$$d = \begin{cases} EMD(sig_A, sig_B), & n_A \leq MAX\_SIG\_SIZE, n_B \leq MAX\_SIG\_SIZE \\ \frac{|std_A - std_B|}{\max(std_A, std_B)}, & n_A > MAX\_SIG\_SIZE, n_B > MAX\_SIG\_SIZE \\ 1, & n_A, n_B \text{ 仅有一个大于 } MAX\_SIG\_SIZE \end{cases} \quad (5)$$

其中, $std_A$ 和 $std_B$ 分别为两模型部件面积的标准差,计算公式如下:

$$std_A = \frac{\sum_{i=1}^{n_A} (w_i - \bar{w}_i)^2}{n_A - 1}, \quad std_B = \frac{\sum_{j=1}^{n_B} (w_j - \bar{w}_j)^2}{n_B - 1} \quad (6)$$

由式(5)可见,本文分以下3种情况计算特征之间的距离:

(1) 当两个模型的特征长度均不超过 $MAX\_SIG\_SIZE$ 时,说明模型的组成部件较少,适于从结构角度比较相似性,则采用EMD距离的求解方法得到两个模型的特征之间的距离,以部件质心之间的距离作为式(1)中的 $c_{ij}$ .其实质为:计算由模型 $A$ 的部件空间分布转变为模型 $B$ 的部件空间分布的最小代价.当值为0时,认为两个模型完全相似,值越大,两个模型的不相似程度越大.由于模型姿态规范化后模型表面的顶点到原点的平均距离为

0.5,因此根据式(1)可推断采用EMD距离计算出 $d$ 的取值范围为 $[0,1]$ ,实验结果证实了这一点。

(2) 当两个模型的特征长度均大于  $MAX\_SIG\_SIZE$  时,说明模型由大量的小部件组成,此时模型的结构特征削弱,采用标准差来衡量模型部件面积的分散程度.由式(5)和式(6)可知,在此种情况下, $d$  的取值范围为 $[0,1]$ .

(3) 当仅有一个模型的特征长度大于  $MAX\_SIG\_SIZE$  时,说明两个模型的结构组成有显著差异,此时,将  $d$  设为特征距离的最大值 1.

本文的相似性度量函数 $d$ 满足性质(i),(iii),(iv)和(v),为一种伪度量.当 $n_A, n_B$ 均大于 $MAX\_SIG\_SIZE$ 时,只要两个模型所有的部件面积百分比相同, $d$ 均为 0,不满足性质(ii).

综上,由于在生成特征时借助主要部件分析了模型部件组成的特点,从而限定了满足条件的模型的特征最大长度,因此能够有效地控制采用 EMD 距离度量模型相似性的时间开销(加权点数不超过  $MAX\_SIG\_SIZE$ ).

## 2.4 对复杂模型的化简操作

在三维模型的识别与检索中,只需要较少的三角面片就可以完全表征三维物体,从这些较少的面片中提取形状特征,可以减少不必要的计算量<sup>[10]</sup>.因此,我们对于一些复杂的三维模型(顶点数超过 3 000)预先进行网格简化操作,生成简化模型数据库.化简操作具有以下 3 个方面的优点:首先,化简模型包含较少的三角面片,能加快模型分割阶段的处理速度;其次,化简模型分割后通常会得到比原模型更少的部件数,能够减少相似性度量阶段的时间开销;第三,由于减少了模型的表面细节,因此能够降低模型的不同精细程度对分割结果的影响。

## 3 改进的模型分割算法

三维模型分割是本文特征提取方法中的关键步骤,其时间开销是特征提取阶段的主要时间开销,决定了整个方法的时间效率.因此,要求分割算法具有较快的计算速度.经过对分割效果和计算速度的权衡,本文利用文献[11]中方法的中间结果,基于递进网格的边折叠获得分割结果,并在处理过程中作了改进。

依据认知心理学对人的视觉系统的研究<sup>[4]</sup>,分割算法以复杂物体的凹处为界将物体分割为若干个部分.基于边折叠的分割方法的主要思想是使模型以凹处为分界的多个曲面片收缩到不同的骨架边。

### 3.1 分割算法描述

为了叙述方便,将顶点为  $u, v$  的边记为  $e(u, v)$ ,将顶点为  $u, v, w$  的三角形记为  $t(u, v, w)$ ,并给出以下定义:

**定义 3.** 将经过 1 次或多次边折叠后收缩为边  $e(u, v)$  的所有三角形的集合称为  $e(u, v)$  的收缩三角形集,记为  $CTSet(u, v)$ .

**定义 4.** 当两条边有公共顶点时,称两条边是邻接的;当两个曲面片有公共边时,称两个曲面片是邻接的。

**定义 5.** 采用边折叠算法对模型化简后,得到的最终结果为若干条边,将这些边称为骨架边。

本文的分割步骤可描述为:首先,以边的长度作为代价函数,采用边折叠算法对模型进行简化,最终得到若干骨架边,如图 4 所示;然后,将在边折叠过程中所构建的骨架边的收缩三角形集作为对三角网格模型的初始分割;最后,为了解决过度分割问题,依据约束条件合并曲面片。

在边折叠过程中增加了以下两步操作:

(1) 当边  $e(u, v)$  折叠时,对  $CTSet(u, v)$  中的每个三角形,判断将它加入哪一条新边的收缩三角形集,而不是简单地将整个集合加入某条边的收缩三角形集.目的是得到更准确的边的收缩三角形集,且不影响边折叠的顺序。

(2) 在边折叠的过程中,保证连通集合的总数不变.这一步的目的是为了在合并过程中能够更快捷地判断曲面片的邻接关系。



Fig.4 Skeletal edges of a human model

图 4 人模型的骨架边

首先以图 5 为例说明步骤(1)解决的问题.假设经过多次边折叠后,三角网格模型的某一区域如图 5(a)所示,此时,带标记的边 $e(v_0, v_1)$ 长度最短,则将这条边折叠后得到新顶点 $v_5, v_5$ 为边 $e(v_0, v_1)$ 的中点.此时,三角形 $t(v_1, v_2, v_0)$ 收缩为新边 $e(v_2, v_5)$ ,三角形 $t(v_1, v_0, v_3)$ 收缩为新边 $e(v_3, v_5)$ ,如图 5(b)所示.为了描述边的收缩三角形集的构建,定义符号 $\Rightarrow$ 的含义是: $B \Rightarrow A$ 表示集合 $B$ 并入集合 $A$ ,则边 $e(v_2, v_5)$ 和 $e(v_3, v_5)$ 的收缩三角形集的构建可表示为

$$\{t(v_1, v_2, v_0)\} \cup CTSet(v_0, v_2) \cup CTSet(v_1, v_2) \Rightarrow CTSet(v_2, v_5),$$

$$\{t(v_1, v_0, v_3)\} \cup CTSet(v_1, v_3) \cup CTSet(v_0, v_3) \Rightarrow CTSet(v_3, v_5).$$

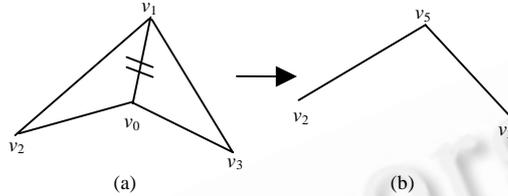


Fig.5 Edge collapse

图 5 边折叠

集合 $CTSet(v_0, v_1)$ 中的三角形可能属于 $CTSet(v_2, v_5)$ 或 $CTSet(v_3, v_5)$ .因而对于 $CTSet(v_0, v_1)$ 中的每个三角形 $t_k$ ,需要判断将它加入哪条边的收缩三角形集更合理,判断过程如下:

(1) 构造一个平面 $a$ ,它经过边 $e(v_0, v_1)$ ,且与共享该边的两个三角形 $t(v_1, v_2, v_0)$ 和 $t(v_1, v_0, v_3)$ 所在平面的夹角相等.不失一般性,设 $e(v_2, v_5)$ 位于平面 $a$ 之上, $e(v_3, v_5)$ 位于平面 $a$ 之下.

(2)  $\forall t_k \in CTSet(v_0, v_1)$ ,若三角形 $t_k$ 位于平面 $a$ 之上的面积较大,则 $\{t_k\} \Rightarrow CTSet(v_2, v_5)$ ;反之, $\{t_k\} \Rightarrow CTSet(v_3, v_5)$ .

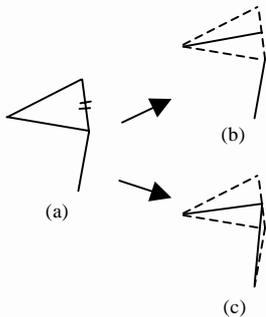


Fig.6 Refreshment of skeletal edge's vertices

图 6 修改骨架边顶点

用上述方法处理边的收缩三角形集后,不能保证每条骨架边对应的收缩三角形集自身是连通的.因此需要找出每个收缩三角形集中最大的连通子集,然后根据邻接关系将剩余的三角形重新分配到适合的集合中.至此,将三角网格模型分割为若干个自身连通的曲面片 $subM_i, i=1, \dots, N, N$ 为曲面片的总数.

然后说明增加处理(2)的原因.以图 6 为例,图 6(a)中的标记边折叠后,文献[11]中的方法会得到两条分离的骨架边,如图 6(b)所示,无法判断它们的收缩三角形集是否邻接.本文的方法如图 6(c)所示,在三角形收缩为边的同时,改变关联的骨架边的顶点,因此处理的骨架边完全能够反映曲面片的邻接关系.

最后通过曲面片合并来解决过度分割问题,得到较少的曲面片.曲面片 $subM_i$ 和 $subM_j$ 合并条件如下:

- (1)  $subM_i$ 和 $subM_j$ 对应的骨架边在同一分支上且邻接.
- (2) 骨架边近似共线.

### 3.2 时间复杂度

由于边折叠算法的时间复杂度为 $O(n \log_2 n)$ <sup>[11]</sup>,这里, $n$ 为模型的顶点数,两个改进以及合并曲面片的过程都不会改变边折叠的迭代次数,因而不会影响算法的时间复杂度.本文的分割方法的时间复杂度仍为 $O(n \log_2 n)$ .

实验表明,本文的模型分割方法具有较快的分割速度,在 Pentium 4 CPU 2.40G,512M 内存的计算机上测试,对于约 1 000 的顶点的模型,分割时间不到 0.5s.

#### 4 基于 EMD 距离和基于图匹配的相似性度量方法的比较

文献[7]是基于模型分割的三维模型形状匹配的一种典型方法.该方法将分割后的模型表示为属性图的结构,以结点表示模型分割后得到的部件,以部件的基本形状作为结点属性,以结点之间的边来表示两个部件的邻接关系.然后采用基于图匹配方法来度量模型的相似性.该方法无须坐标规范化处理,且对非刚性变换仍具有不变性,但由于在相似性度量阶段的时间开销过大,因而无法用于交互的检索系统.

本文方法同样基于模型分割对模型进行相似性度量,对于大部分模型,由于在特征提取阶段定义了适于 EMD 距离计算的特征数据结构,在匹配阶段采用了 EMD 距离,因此具有以下优点:

(1) 当同一物种的两个模型分割结果出现差异时,两模型特征之间的距离仍然较小.

网格模型的分割结果受模型的精细程度、连通性等因素影响较大,无法保证对同一物种的不同模型的分割结果一定相同.以人的模型为例,图 7 中以图的形式给出了两种可能的分割结果.在对人的不同模型进行分割时,有时躯干被作为一个部件,如图 7(a)所示,有时又会被分割为上下两个部件,如图 7(b)所示.显然,图 7(a)、图 7(b)都是合理的分割结果,但按照文献[7]中图的比较方法,需要计算由图 7(a)转换为图 7(b)所需的一组图编辑操作的代价之和作为两个模型的特征距离,转换过程中需要增加结点,而增加结点属于代价较大的一种图编辑操作,因此造成特征距离较大.

本文由于在匹配阶段采用 EMD 距离计算,因此对同一物种模型的不同分割结果,EMD 距离都能从做功的角度进行度量.对于图 7 中的两种分割结果,由于躯干质心与躯干上半部和下半部的质心位置接近,因此转换代价较小.以图 8 中的数据为例计算 EMD 距离,假设图 8(a)中的柱面为某个三维模型的一个部件,表面积占模型总面积的  $p\%$ ,本应为一个整体,但由于连通性或其他因素,被分割为如图 8(b)所示的 A、B 两个部分,柱面的高度如图所示,将这 3 个柱面放在同一坐标系下,它们的质心位置仅有  $y$  值不同,分别为 0.5, 0.8, 0.3, 表面积之比为 1:0.4:0.6,根据 EMD 度量的定义,这两种分割结果的特征距离为  $0.4 \times p\% \times (0.8 - 0.5) + 0.6 \times p\% \times (0.5 - 0.3) = 0.24 \times p\%$ .

当  $p\% = 50\%$  时,特征距离仅为 0.12,若是对于模型小部件的分割不同,特征距离将更小.可见,基于 EMD 距离的相似性度量方法对同一物种模型的不同分割结果,能得到较小的特征距离.

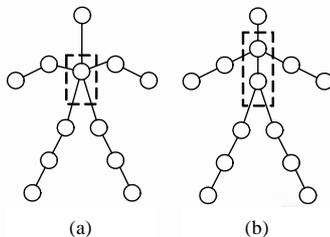


Fig.7 Two model decomposition results represented by graphs

图 7 以图的形式来表示模型的两种分割结果

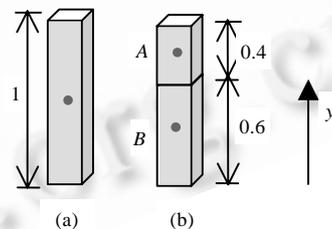


Fig.8 EMD computation of two decomposition results

图 8 两种分割结果的 EMD 距离计算

(2) 匹配速度较快.

文献[7]中明确指出,该文献所采用的图匹配算法很慢.本文方法的计算时间将在下一节中给出实验结果.

(3) 受连通性的影响较小.

很多三维模型在建模时为了方便起见,常将模型的不同部件分别进行建模,因此,很多视觉上相邻的部件对三角网格的分析结果却是不邻接.文献[5,6]中的拓扑连接图方法和文献[7]中的属性图方法由于依赖于部件的邻接关系,因而受模型连通性的影响很大.而本文的方法在分析部件时并没有使用部件的邻接关系,因此受连通性的影响较小.

#### 5 实验结果

首先对精度或连通性不同的模型进行实验,验证上文的分析结果.然后将本文的方法与一种统计形状特征

(D2 形状分布)进行实验比较.最后给出一些检索结果.在实验中,令特征长度最大值  $MAX\_SIG\_SIZE=50$ ,主要部件面积之和占模型表面积的百分比的下限  $\lambda=80\%$ .在计算 EMD 距离时,部件质心之间的距离采用 L1 距离.

### 5.1 对不同精度和不同连通性的三维模型相似性的比较

文献[3]中指出,好的形状特征应具有受模型精度影响小的特点.设  $d$  表示两个模型的特征之间的距离,本文的方法对于 3 个不同精度模型的实验结果如图 9 所示,其中,模型  $M$  包含 7 401 个顶点、14 776 个三角形, $SM_1$  和  $SM_2$  为它的两个化简模型, $SM_1$  包含 2 960 个顶点、5 468 个三角形, $SM_2$  包含 899 个顶点、1 388 个三角形.对于两个连通性不同的模型的实验结果如图 10 所示,其中,人模型  $A$  包含 16 个连通集合,人模型  $B$  包含 32 个连通集合.由图可见, $d$  较小(可与图 12 中的特征距离值比较),表明本文的方法受模型精度和连通性的影响较小,与上一节的分析一致.

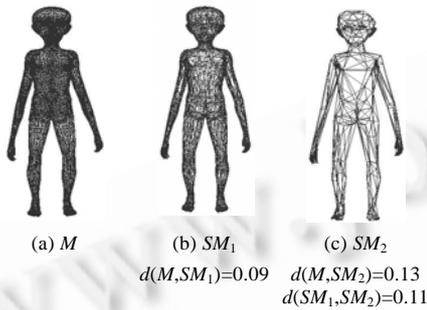


Fig.9 Similarity comparison between models of different resolutions  
图 9 不同精度模型的相似性比较

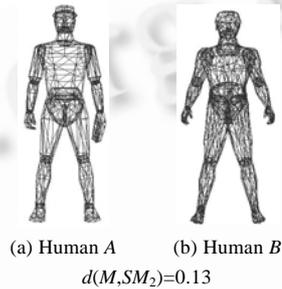


Fig.10 Similarity comparison between models of different connectivity  
图 10 不同连通性模型的相似性比较

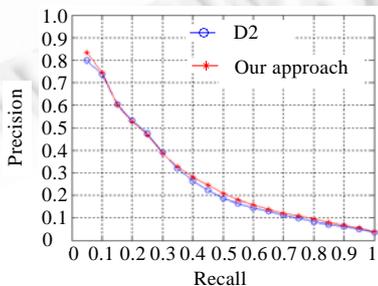
### 5.2 相似性度量时间的实验

本文的方法对于普林斯顿基准数据库<sup>[12]</sup>的实验结果表明,在 Pentium 4 CPU 2.40G, 512M 内存的计算机上测试,相似性度量的平均计算时间为 0.000 32s,优于文献[7]中的属性图方法,能够满足交互检索系统的需要.

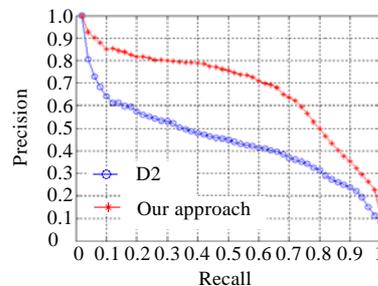
### 5.3 与 D2 形状特征的比较

普林斯顿三维模型数据库测试集是一个用于测试检索效果的基准数据库,包括 907 个模型,共分为 92 类.精度-返回曲线是最常用的一种衡量检索性能的定量分析指标<sup>[12]</sup>,表现了准确度(precision)和查全率(recall)之间的函数关系,其中横轴为查全率,纵轴为准确度.位置靠上的曲线代表较好的检索结果.

D2 形状分布是表示三维模型形状的一种典型的统计特征<sup>[2]</sup>.本文的方法与 D2 形状分布的比较实验,采用了普林斯顿基准数据库的测试集作为实验对象,以平均精度-返回曲线作为衡量指标(如图 11 所示).



(a) Average precision-recall curves of all models  
(a) 对所有模型的平均精度-返回曲线



(b) Average precision-recall curves of Human models  
(b) 对 Human 类模型的平均精度-返回曲线

Fig.11 Average precision-recall curves

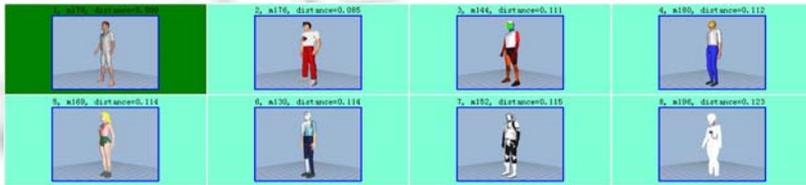
图 11 平均精度-返回曲线

图 11(a)表明,本文的方法对于所有模型的平均检索效果略有提高,这是由于该数据库中部分模型的分
类包含复杂语义,如 City 类,这些类别中的模型表示的不是单个物体,因而很难从结构上比较它们的相似性,这些复
杂类别的模型影响了平均检索效果.图 11(b)表明,对于 Human 类,本文方法的平均检索效果有显著提高.可见,本
文的方法对于分析单个物体的相似性有较好的检索效果.

5.4 检索效果实验

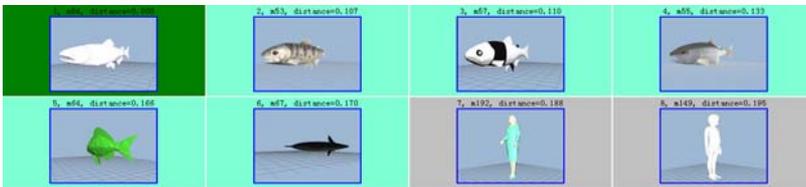
基于结构特征的方法是解决三维模型检索形状表示的新思路,目前还没有测试这一类方法的公共数据库.
文献[5,6]中的拓扑连接图方法和文献[7]中的属性图方法都是对自建的三维模型数据库进行实验,仅给出了部
分模型的检索结果和准确度,没有提供精度-返回曲线,因此,本文的方法难以从检索效果上与它们作定量比较.

我们从普林斯顿基准数据库中抽取了 7 类共 313 个模型建立了实验数据库,包括 108 个人、100 架战斗机、
38 张桌子、27 个四足动物、17 条鱼、11 把小刀以及 12 个瓶子.该实验数据库中包括了文献[7]实验数据库中
的大部分类别,且总类别数较多.图 12 给出了本文方法的部分检索结果,图 12(a)~图 12(d)给出了实验数据库中
与搜索目标最相似的 8 个模型,每幅小图对应一个三维模型,每一组图的第 1 幅代表作为搜索目标的模型,小图
上方依次标出该模型在相似度排序中的位次、文件名、特征距离.可见,同一种类模型的特征距离值较小,在检
索结果中排在相对靠前的位置.



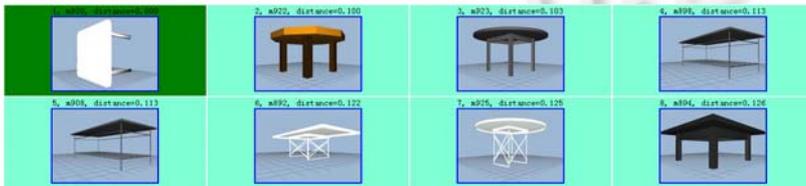
(a) Human

(a) 人



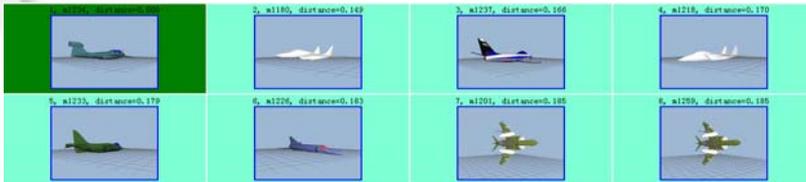
(b) Fish

(b) 鱼



(c) Table

(c) 桌子



(d) Fighter\_Jet airplane

(d) 战斗机

Fig.12 Retrieval results

图 12 检索结果

以实验数据库中的每个模型为搜索目标,得到的平均精度返回曲线如图 13(a)所示.可见,本文的方法总体检索效果较好.对于 Human 这一类别的模型检索效果最好,平均精度返回曲线如图 13(b)所示.对于 Fish 这一类别模型检索效果最差,平均精度返回曲线如图 13(c)所示,这是由于对于结构上相似的物体,如鱼模型与人模型,本文的方法出现误判的可能性增大,这是由于忽略了部件的基本形状造成的.

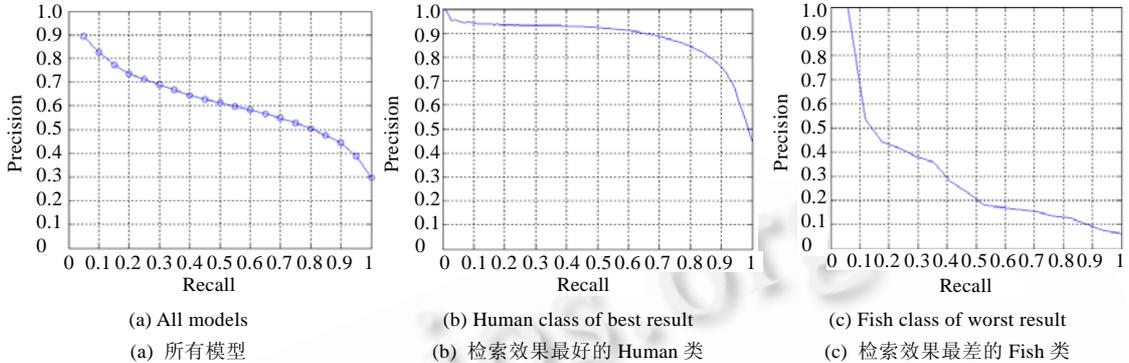


Fig.13 Average precision-recall curves

图 13 平均精度返回曲线

## 6 结 论

本文提出一种基于部件空间分布的三维模型检索方法.首先根据三维模型的几何信息将模型分割为若干个部件,然后通过描述部件在空间的位置分布和表面积分布来生成形状特征,最后将分割结果和 EMD 距离相结合,用来度量三维模型的相似性.本文的方法既描述了三维模型的结构,又具有较快的特征距离计算速度,且受三维模型精度和连通性的影响较小.

但是应该指出,本文的特征描述仍然存在不完整性,重视三维模型的组成结构和部件分布对于大部分模型的认知是有利的,但由于忽略了部件的基本形状,因而对某些结构相似的模型的检索效果会受到影响.今后将考虑采用多种特征组合检索的方式来克服这一问题.

## References:

- [1] Tangelder JWH, Veltkamp RC. A survey of content based 3D shape retrieval methods. In: Giannini F, Pasko A, eds. Proc. of the Shape Modeling Int'l 2004. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004, 145–156.
- [2] Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, Dobkin D. Shape distributions. ACM Trans. on Graphics, 2002,21(4):807–832.
- [3] Vranic DV. 3D model retrieval [Ph.D. Thesis]. Leipzig: University of Leipzig, 2004.
- [4] Biederman I. Recognition-by-Components: A theory of human image understanding. Psychological Review, 1987,94(2):115–147.
- [5] Pan Y, Zhang SY, Zhang Y, Ye XZ. 3D model retrieval based topology connection graph. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(9):1250–1255 (in Chinese with English abstract).
- [6] Pan Y. 3D model shape analysis and retrieval [Ph.D. Thesis]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005 (in Chinese with English abstract).
- [7] Tal A, Zuckerberger E. Mesh retrieval by components. In: Jorge JAP, ed. Proc. of the Int'l Conf. on Computer Graphics Theory and Applications 2006. Setúbal: Springer-Verlag, 2006. 142–149.
- [8] Rubner Y, Tomasi C, Guibas LJ. A metric for distributions with applications to image databases. In: Kambhampettu C, ed. Proc. of the 1998 IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. Bombay: IEEE Computer Society Press, 1998. 59–66.
- [9] Tangelder JWH, Veltkamp RC. Polyhedral model retrieval using weighted point sets. In: Kim CH, Pasko A, Spagnuolo M, eds. Proc. of the Shape Modeling Int'l 2003. Seoul: IEEE Computer Society Press, 2003. 119–129.

- [10] Xiao J, Zhuang YT, Wu F. Recognition and retrieval of 3D terrain based on level of detail and minimum spanning tree. *Journal of Software*, 2003,14(11):1954–1962 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1954.htm>
- [11] Li XT, Woon TW, Tan TS, Huang ZY. Decomposing polygon meshes for interactive applications, In: Hughes JF, Sequin CH, eds. *Proc. of the 2001 ACM Symp. on Interactive 3D Graphics*. New York: ACM Press, 2001. 35–42.
- [12] Shilane P, Min P, Kazhdan M, Funkhouser T. The princeton shape benchmark. In: Giannini F, Pasko A, eds. *Proc. of the Shape Modeling Int'l 2004*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004. 167–178.

#### 附中文参考文献:

- [5] 潘翔,张三元,张引,叶修梓.一种基于拓扑连接图的三维模型检索方法. *计算机学报*,2004,27(9):1250–1255.
- [6] 潘翔.三维模型形状分析和检索[博士学位论文].杭州:浙江大学,2005.
- [10] 肖俊,庄越挺,吴飞.基于细节层次与最小生成树的三维地形识别与检索. *软件学报*,2003,14(11):1954–1962. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1954.htm>



万丽莉(1979—),女,湖北武汉人,博士,主要研究领域为内容检索,虚拟现实.



郝爱民(1968—),男,博士,教授,主要研究领域为虚拟现实,数据库.



赵沁平(1948—),男,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为虚拟现实,人工智能.