

基于多特征融合的三维模型检索算法

周燕 曾凡智 杨跃武

(佛山科学技术学院计算机系 佛山 528000)

摘要 针对三维模型检索中单一特征检索效果差的难题,首先提出了三维模型的 3 类特征向量提取算法,即刻画模型表面特性的扩展高斯球面特征向量、反映模型内部结构的 Radon 变换球面分布特征向量、代表模型投影层次的视图分层压缩感知特征向量。其次,以样本模型的查询结果分类信息熵作为指标并结合监督学习过程,给出了一种多特征融合的加权系数估算方法。最后,设计了融合多特征的模型间相似度度量,完成基于查询示例的模型检索过程。仿真实验表明,提出的 3 类特征向量具有较好的可区分性,多特征融合检索算法的查全率与查准率有明显提升。

关键词 三维模型检索,特征融合,模型相似度,分层压缩感知

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.056

3D Model Retrieval Algorithm Based on Multi Feature Fusion

ZHOU Yan ZENG Fan-zhi YANG Yue-wu

(Department of Computer Science, Foshan University, Foshan 528000, China)

Abstract For the problem of the single feature retrieval effectiveness in 3D model retrieval, in this paper we proposed three kinds of feature vector extraction algorithms of 3D model which include Extended Gauss Sphere(EGS) feature vector of describing the surface characteristics of the model, Radon Transform Spherical Distribution (RTSD) feature vector of reflecting the internal structure of the model, and the View Hierarchical Compressed Sensing (VHCS) feature vector of representing projection layer of the model. Secondly, we presented a weighted coefficient estimation method for multi feature fusion based on the sample model query result classification information entropy and the supervised learning process. Finally, multi feature fusion similarity measure between models was designed to complete the 3D model retrieval based on query sample. Simulation results show that three kinds of feature vectors proposed have better distinguish ability, recall and precision of multi feature fusion retrieval algorithm are improved obviously.

Keywords 3D model retrieval, Feature fusion, Model similarity, Hierarchical compressive sensing

1 引言

随着三维数据获取、建模及互联网技术的发展,各类三维模型正以几何级数增长。作为第四代多媒体信息,三维模型的应用越来越广泛,包括工业产品设计^[1]、虚拟现实^[2]、医学诊断^[3]、影视动画、三维游戏等。海量信息资源为三维模型的设计提供了便利,合理地复用现有三维模型,能大幅度缩短新产品模型的设计周期。据统计,近 80% 的新产品设计是基于产品复用方式实现的^[4]。因此,在海量三维模型库中快速准确地找到符合要求的三维模型,实现三维模型重用的管理与检索技术,成为当前的研究热点之一。

三维模型的检索算法有很多种不同的分类,如按检索算法提取的内容特征属性,可分为基于局部特征的检索算法和基于全局特征的检索算法。三维模型检索的核心在于模型内容特征的高效提取,目前,三维模型的特征提取方法按照特征

类别大致分为 5 类:统计特征、视图特征、拓扑结构特征、函数变换特征,以及融合前面 4 种特征的融合特征。1) 基于统计特征提取方法。该类方法计算三维模型在特定维度上的几何特征分布状态。代表性方法有 Osada 等^[5]提出的形状分布直方图, Sipiran 等^[6]根据数据语义分区特征袋框架提出的一类统计特征。统计特征方法提取模型的统计值具有一定的随机性,不适合对三维模型进行局部精细描述。2) 基于视图特征提取方法。该类方法是将三维模型投影为一组二维图像,通过结合不同视点的多张图像的特征来描述三维模型。最典型的是 Chen 等^[7]提出的光场描述特征。Sang 等^[8]提出了基于三维模型包裹球体上多点视图,提取各视图上 Gauss 卷积张量方向角的直方图作为内容特征,并用稀疏表示分类实现三维模型检索。视图特征方法重点反映模型的外观,随着视点增多,其存储开销和时间开销会显著增加。3) 基于拓扑结构的特征提取方法。三维模型的拓扑结构是一种重要特征,其

到稿日期:2015-08-13 返修日期:2015-10-25 本文受广东省自然科学基金项目(2015A030313635),广东省科技计划项目(2014A010103037),佛山市科技创新专项资金项目(2015AG10008,2014AG10001),广东省教育厅特色创新类项目(2015KTSCX153),佛山科学技术学院优秀青年教师培养计划项目(fsyzq201411),佛山科学技术学院优秀青年人才培育项目资助。

周燕(1979-),女,硕士,副教授,主要研究方向为图像处理、信息安全,E-mail:zhouyan791266@163.com;曾凡智(1965-),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理、数据挖掘;杨跃武(1968-),男,硕士,副教授,主要研究方向为图像处理、信息安全。

提取方法主要有 Reeb 图和中轴线法。Barra 等^[9]提出了一种基于多类测地函数的扩展 Reeb 图,并提取图中最短路径作为三维模型的内容特征。Li 等^[10]提出了一种基于测地线骨架路径的方法,其将三维网格几何形状编码为骨架点上最大球的半径序列作为特征。拓扑结构方法对模型精度要求比较高,计算相对较复杂。4) 基于函数变换的特征提取方法。该类方法通过对三维模型进行函数变换,在变换系数域中提取特征描述子。典型的有 Lian 等^[11]提出的一种基于 Reeb 变换的非刚体构架内容特征。Daras 等^[12]提出了一种基于三维 Radon 函数的刚体三维模型特征提取算法,结合径向变换积分特征和球面积分变换特征形成描述符。该类方法提取的变换域特征和其它特征有较好的互补性,但特征提取计算量很大。5) 基于多特征融合的特征提取方法。该类方法通过融合多种特征描述符,得到新的特征描述符。典型的有 Zou^[13]提出的基于对称主平面分析,得到 3 种形状分布直方图,经过融合得到新的形状描述符,该方法在 PSB 等标准数据库上取得了较高的检索效率。Daras^[14]提出融合外部描述符和内部描述符形成外壳网格描述符。多特征融合特征描述符能更全面地反映模型的特性,但融合方式和特征种类选取对检索效果有较大的影响。

本文提出了一种新的三维模型多特征融合方法,基于压缩感知理论和三维模型特征深度分析,设计了一种鲁棒的三维模型检索匹配算法。本算法包括 4 个主要阶段:1) 研究基于三角面片面积加权 Weight Principal Component Analysis (WPCA) 变换的模型标准化过程,消除了旋转、位移、缩放等变换的影响。2) 通过分析具有内部空洞、形状较复杂 3 维模型的结构特点,提取 3 类特征向量,分别是刻画模型表面特性的扩展高斯球面 EGS 特征向量、反映模型内部结构的 Radon 变换球面分布 RTSDF 特征向量、代表模型投影层次的视图分层压缩感知 VHCS 特征向量。3) 结合样本模型的查询结果分类信息熵和监督学习过程,给出了一种多特征融合的加权系数估算方法。4) 计算融合多特征的模型间相似度指标,完成基于查询示例的模型检索过程。提出的算法在融合特征的互补性、对内部结构复杂的模型检索效率等方面均有一定的优势。

2 三维模型特征提取

为了消除旋转、缩放、位移等变换对特征提取产生的影响,需要对三维模型进行预处理。设三维模型的顶点集为 $V = \{p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$, 三角面片集为 $T = \{T_i \mid i = 1, 2, \dots, L\}$, 本文采用基于三角面片面积加权 WPCA 变换对模型进行预处理。

首先,计算加权质心点坐标:

$$m_v = \frac{\sum_i S_i \cdot g_i}{\sum_i S_i}$$

其中, S_i, g_i 分别为面片 T_i 的面积与中心点。

其次,计算顶点集协方差矩阵及特征向量,构建旋转矩阵 R 及主轴,设计缩放变换 S 、对称变换 F , 采用复合变换 $v' = R * F * S * (v - m_v)$, $\forall v \in V$, 把三维模型变换到单位球内。

2.1 扩展高斯球面特征提取

传统的高斯球面特征是通过三维模型的表面法向量进

行统计获取的,其主要用于描述模型表面的空间分布状态,但该特征对粗糙或精度不均的面片模型描述能力较差。图 1 分别为电脑和人头的三角面片模型的法向量可视图。本文提出一种基于扩展高斯球面特征,其能表达三维模型外围面片的大小及方向特征,同时消除了粗糙面片法向量样本少所产生的统计分布不稳定性。

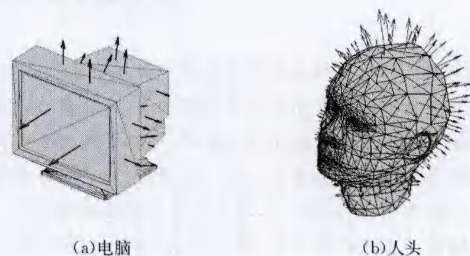


图 1 三角面片模型外法向量可视图

基于扩展高斯球面特征描述向量 F_{EGS} 的提取算法如下。

算法 1 扩展高斯球面加权面积特征 F_{EGS} 提取算法

Step1 建立高斯球面划分。设 $s_R = 2\pi/n_R, s_C = \pi/n_C$ 分别为经、纬划分步长, n_R, n_C 分别为球的经度、纬度划分数, τ_{kl} 表示单位球面划分区域,将特征矩阵 $(G_{ij})_{n_R \times n_C}$ 初值置为零。本文选取 $n_C = 16, n_R = 32$ 。

Step2 按式(1)计算每个区域 τ_{kl} 的主轴。

$$\begin{cases} \theta_{k,l} = (k-1) * s_R + \frac{1}{2} s_R \\ \phi_{k,l} = (l-1) * s_C + \frac{1}{2} s_C \end{cases} \quad (1)$$

$$\vec{C}_{k,l} = (\theta_{k,l}, \phi_{k,l}, 1) \quad (2)$$

$\vec{C}_{k,l}$ 表示区域 τ_{kl} 的主径,其球坐标表达式如式(2)所示。

Step3 计算任意三角面片 T_i 的向外法向量及面积。 $\vec{N}_i = \vec{V}_{AB} \times \vec{V}_{AC}, S_i = \frac{1}{2} |\vec{V}_{AB} \times \vec{V}_{AC}|$, 其中,三角面片 T_i 的顶点为 $\{A, B, C\}$ 。

Step4 对三角面片进行区域映射。 $\vec{N}_i' = (N_{\theta}, N_{\phi}, 1), k = \lfloor N_{\theta}/s_R \rfloor + 1, l = \lfloor N_{\phi}/s_C \rfloor + 1$ 。其中 \vec{N}_i' 为 \vec{N}_i 的球坐标向量, (k, l) 即为三角面片 T_i 所映射的区域 τ 的下标序号。

Step5 统计三角面片在映射区域的投影面积。 $G(k, l) = G(k, l) + S_i \cdot \cos\langle \vec{N}_i', \vec{C}_{k,l} \rangle$ 。

Step6 按照 Step3—Step5 依次处理完所有三角面片,获得特征矩阵 $(G_{ij})_{n_R \times n_C}$,按照行优先次序重排该特征矩阵,得到特征向量 F_{EGS} 。

2.2 基于 Radon 变换球面分布特征提取

传统的基于 Radon 函数球面特征,是通过统计半径由小到大的球面与体素化模型交集所形成的特征序列,该特征具有旋转不变性。但对具有内部空洞的模型,该特征描述的精细程度不够。本文拓展了球面积分变换思想,采用图 2 所示方式对单位球内不同半径序列进行划分,同时引入对数函数作为加权核函数,对球面进行分区积分变换,提出一种 Radon 变换球面分布特征,从而获得能更精细地反映模型内部结构的特征向量 F_{RTSD} 。

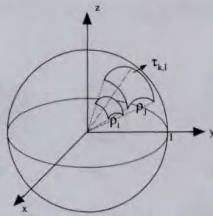


图2 三维球面区域分割图

基于 Radon 变换球面分布特征 F_{RTSD} 提取算法如下。

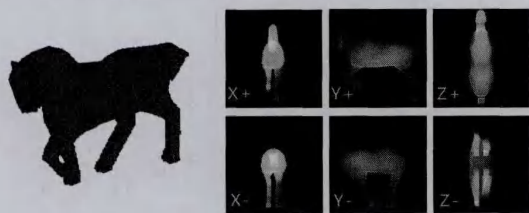
算法2 基于 Radon 变换球面分布特征 F_{RTSD} 提取算法

- Step1 设计 Radon 采样球面半径序列。 $sp = size/2N, \rho_j = (j-1) \cdot step, j=1, 2, \dots, N$ 。 sp 为采样步长, $size$ 为离散体素模型分辨率, N 为采样球面数, ρ_j 为球面半径序列。在单位球面上, 采用 2.1 节的划分方式获得分区 τ_{kl} 。置矩阵 $(A_{jkl})_{N \times n_R \times n_C}$ 初值为零。
- Step2 对模型进行体素点块化, 计算各体素块上的顶点到原点的最大及最小距离即 $l_{max}(i), l_{min}(i) (i=1, 2, \dots, n)$ 形成序列。计算体素块到各体素块中心点形成球坐标向量 $\vec{Z}^i = (Z_0^i, Z_1^i, 1)$, $i=1, 2, \dots, n$ 。
- Step3 计算各体素块的对应下标序号。 $j = \lfloor l_{min}(i)/sp \rfloor + 1, k = \lfloor Z_0^i/S_R \rfloor + 1, l = \lfloor Z_1^i/S_C \rfloor + 1$, 按照式(3)计算矩阵元素。

$$A(j, k, l) = A(j, k, l) + \log(1 + \rho_j) \quad (3)$$
- Step4 对矩阵 $(A_{jkl})_{N \times n_R \times n_C}$ 进行行优先次序重排, 获得基于 Radon 变换球面分布特征向量 F_{RTSD} 。

2.3 基于视图的分层压缩感知特征提取

基于视图特征提取方法一般通过对模型不同视角的投影图像进行分析, 来提取视图形状特征和灰度特征, 其缺点是提取的特征缺少模型的内部结构信息, 并且对具有空洞的模型检索效果差。本文通过提取模型的六视图深度缓存视图图像, 然后利用分层的二维压缩感知过程提取特征, 使其更精细地反映模型内部的分层结构。示例模型马的体素化如图 3(a)所示, 以中心点为基点, 模型对应的 6 个深度缓存视图图像如图 3(b)所示, 各视角能清晰展示丰富的模型细节, 可以看见马的头部、臀部、侧身、背和蹄子。



(a) 马的体素化模型

(b) 深度缓存视图

图3 马的体素化模型的深度缓存视图图像

设生成的模型六视图深度缓存图像为 $I_i, i=1, 2, \dots, 6$, 图像中像素点对应了该视角方向的模型地坐标, 像素点灰度值为模型一个地坐标点垂直射线与模型相交的体素点个数。对每个深度缓存图像 I_i 进行灰度量化和分层映射, 获得具有相同灰度值的二值矩阵 B^k , 其分层集合为 $B = \{B^1, B^2, \dots, B^L\}$ 。采用二维压缩感知过程, 获取分层图像压缩感知测量值, 该测量值包含了视图中相同灰度层的像素点在地坐标平面上的分布信息。通过组合模型的 6 个视图特征序列得到基于视图压缩感知特征向量 F_{VHCS} , 其提取过程如图 4 所示。

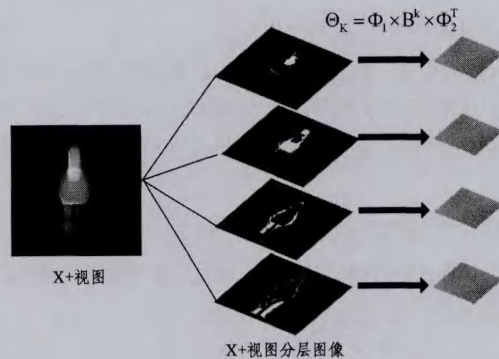


图4 视图分层压缩感知特征向量提取过程

基于视图分层压缩感知特征 F_{VHCS} 提取算法如下。

算法3 基于视图分层压缩感知特征 F_{VHCS} 提取算法

- Step1 采用投影方式, 获取以中心点为基点的 6 个方向的模型深度缓存视图图像 $I_i, i=1, 2, \dots, 6$, 置初始 $i=1$ 。
- Step2 量化灰度图像 I_i , 得到量化矩阵 $Q(x, y) = \lceil (I_i(x, y) + 1) / s \rceil$, 其中 (x, y) 为像素点, s 为量化系数。本文取 $s=16$ 。
- Step3 把图像分成 L 层, 其中 $L = \lceil 256/s \rceil$ 。按照式(4)遍历量化矩阵, 生成 L 个二值矩阵 B^k 。

$$B^k(x, y) = \begin{cases} 1, & Q(x, y) = k \\ 0, & Q(x, y) \neq k \end{cases}, k=1, 2, \dots, L \quad (4)$$
- Step4 对分层矩阵采用如式(5)所示方式进行二维压缩感知测量^[15]。

$$\Theta_K = \Phi_1 \times B^k \times \Phi_2^T \quad (5)$$
 其中, Θ_K 为第 K 分层上的压缩感知测量值。 Φ_1, Φ_2 为测量矩阵。
- Step5 计算测量值的 2 范数, 按照式(6)计算深度缓存视图图像 I_i 的分层压缩感知特征序列 f_i 。

$$f_i = (\| \Theta_1 \|_2^2, \| \Theta_2 \|_2^2, \dots, \| \Theta_L \|_2^2)^T \quad (6)$$
- Step6 $i=i+1$, 若 $i \leq 6$, 跳转至 Step2; 否则, 输出基于视图压缩感知特征 $F_{VHCS}, F_{VHCS} = (f_1^T, f_2^T, \dots, f_6^T)^T$ 。

3 三维模型特征融合与相似度计算

三维模型间的相似度计算是检索过程中的关键问题。采用单一特征进行检索, 由于不同特征提取方法只反映了模型某个侧面的特点, 导致检索效率较低, 因此本文采用一种基于样本库监督学习的融合模型, 提出融合多特征的相似度计算方法。

为了获取每类特征在融合计算相似度的加权系数, 在三维模型库中抽取样本进行加权系数的估算, 其过程如下:

1) 设三维模型库中分类总数有 K 类, 每类三维模型集合记为 $Q_k, k=1, 2, \dots, K$ 。在第 i 个子类中选取 m_i 个三维模型, 构成查询示例样本集 $\bar{Q} = \{q_{ij} | q_{ij} \in Q_k, i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, m_i\}$, 由此样本总数为 $m_0 = \prod_{i=1}^K m_i$ 。

2) 设三维模型所提取的 M 类特征向量分别记为 $F_l, l=1, 2, \dots, M$, 针对某个特征 F_l , 定义任意两个三维模型 q, q' 间的归一化距离为 $d_{F_l}(q, q')$ 。

3) $\forall q_{ij} \in \bar{Q}$, 采用特征 F_l 进行检索, 检索结果集的模型总数为 C , 其中属于 Q_k 的模型数为 n_{ij}^k 。按照式(7)计算本次检索的信息熵:

$$A_{F_l}(q_{ij}) = - \sum_{k=1}^K p_{ij}^k \cdot \ln(p_{ij}^k) \quad (7)$$

其中, $p_{ij}^k = n_{ij}^k / C$ 。信息熵是对特征 F_l 检索效率的一种度量。

4)按照式(8)计算与特征 F_l 相对应的平均信息熵,其值越小,表示特征 F_l 检索时可区分度越高,对模型的描述能力越强。

$$\bar{A}_{F_l} = - \sum_{i=1}^K \left(\frac{1}{m_i} \sum_{j=1}^{m_i} A_{F_l}(q_{ij}) \right) \cdot \ln \left(\frac{m_i}{m_0} \right) \quad (8)$$

5)按照式(9)计算与特征 F_l 相对应的加权系数 W_{F_l} :

$$W_{F_l} = \frac{1}{(1 + \bar{A}_{F_l}) \cdot \sum_{i=1}^M 1 / (1 + \bar{A}_{F_i})}, l=1, 2, \dots, M \quad (9)$$

很明显,特征的平均信息熵越小,其融合加权系数越高,并且加权系数满足 $\sum_{i=1}^M W_{F_i} = 1$ 。

6)通过样本库监督学习过程,能够确定多特征融合加权系数,任意两个三维模型 q, q' 间的相似度 $SIM(q, q')$ 用式(10)计算:

$$SIM(q, q') = \sum_{i=1}^M W_{F_i} \cdot d_{F_i}(q, q') \quad (10)$$

根据以上框架,本文选取 $M=3, F_1, F_2, F_3$ 分别对应第2节的特征向量 $F_{EGS}, F_{RTSD}, F_{VHCS}$, 归一化距离采用欧氏距离,通过计算三维模型间的多特征融合相似度,完成基于查询示例的模型检索。检索过程如图5所示,首先提取查询示例模型的EGS特征、RTSD特征和VHCS特征,然后与特征库的对应特征进行多特征融合的相似度计算,最后得到检索结果。

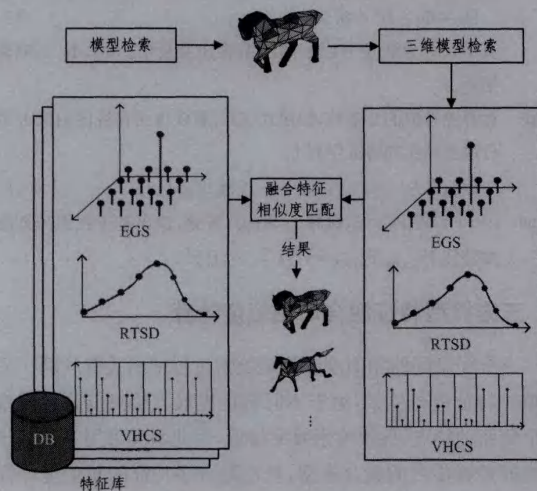


图5 多特征融合相似度检索算法的检索过程

4 仿真与结果分析

开发平台为 Matlab R2010b 和 Visual Studio 2012。测试平台为个人电脑,其硬件配置 CPU: Intel(R) I3-2120, 主频 3.30GHz, 内存 4GB。操作系统为 64 位的 Windows7 SP1。

4.1 标准仿真库以及性能指标

采用基于国际标准数据测试集 PSB (Princeton Shape Benchmark), 该数据集共含有 1814 个 off 格式的模型文件, 实验 1 从 PSB 库中选取如图 6 所示的 10 类模型, 分别为“动物”、“人体”、“人头”、“容器”、“电脑”、“刀剑”、“桌子”、“植物”、“飞机”、“门”; 再从各类中随机选取 20 个模型组成总数为 200 个模型的测试数据集 1, 用于探索各个单特征规律。实验 2 采用 PSB 库中的 92 类共 907 个三维模型作为测试数

据集 2 来测试本文多特征融合算法的性能, 并与其它算法进行性能比对。

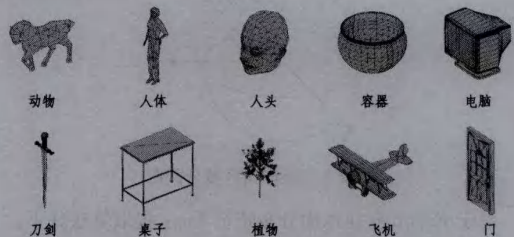


图6 10类模型的示例

本文以“查准率-查全率”来评价算法的检索性能。查全率 (Recall) 定义为:

$$Recall = \frac{A}{N}$$

其中, A 表示检索结果与检索示例模型相同类型的数量, N 表示模型库中有该类模型的总数。

查准率 (Precision) 定义为:

$$Recall = \frac{A}{RN}$$

其中, RN 表示检索返回的模型数量。

4.2 实验1 单特征和融合特征性能分析

4.2.1 基于扩展球面高斯特征(EGS)

EGS 特征描述如图 7 所示。



图7 三维模型的EGS特征描述图

分析图 7(a)桌子 1 和图 7(e)酒瓶模型,桌子主要由桌板和桌角组成,面积内容集中于桌板,桌板的外法向量射向北极,如图 7(b)所示,其在北极附近某一个区域出现突峰。对于酒瓶模型,面积由瓶身来体现,而其瓶身为圆柱状,三角面片的外法向量都平行于赤道,如图 7(f)所示,其在赤道一圈的区域特征值会较大。仿真结果表明,不同类型模型其特征区别明显。

继续分析相同类型的模型,图 7(a)桌子 1 与图 7(c)桌子 2 模型,桌子 1 的桌脚很细,所占有的面积并不多,区域特征值较小,而在仰角 $157.5^{\circ} \sim 180.0^{\circ}$ 北极区域出现特征值突峰。桌子 2 同样在北极区域出现特征值突峰,其桌脚也由两块板组成,其对应特征图在赤道圈出现两个小突峰。仿真结果表明,相同类型模型其特征相似度较高,且该特征不仅能表示模型的表面结构,而且能够表示出模型的细节。

4.2.2 基于 Radon 球面积分变换特征(RTSD)

RTSD 特征描述如图 8 所示,实验中选取了两个杯子、两台电脑、两把刀剑进行仿真分析,横坐标为球面半径划分刻度,纵坐标为球面区域积分和。



图 8 杯子、电脑和刀剑的体素化模型

从仿真结果分析看,杯子为柱状体,内部凹陷;电脑方体为实心;刀剑形体细长。杯子在半径为 1 到 13 的特征值为 0,表明对应的模型内部凹陷。电脑模型为实心,且体积较大,因此其特征值随着球面半径增长而增长。对于刀剑模型,模型体素少,特征值较小,特征值稳定。实验表明,RTSD 特征更能反映模型的内部结构特性,能够有效表达模型的空洞或凹陷的特点,能高效地检索“容器”类模型。而传统的球面积分并不能识别球面各方位的体素分布情况,导致特征描述粗糙。RTSD 特征能更精细地给出体素的分布方向。图 9 的仿真结果表明,不同类型模型其特征区别明显,相同类型模型其特征具有较高的相似性。

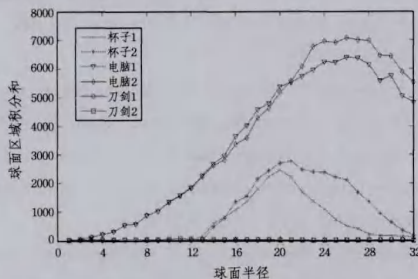


图 9 杯子、电脑和刀剑的体素化模型对应的 RTSD 特征描述图

4.2.3 基于视图的分层压缩感知特征(VHCS)

实验中选取了两个动物及两个人体的模型并获取 6 个视角的深度缓存视图,各个视图能够精确反映模型的形状和厚度,各模型的视图如图 10 所示。



图 10 示例模型和各个视角的深度缓存图像

分析各模型对应的 VHCS 特征,如图 11 所示,仿真中对每个视图图像的灰度值做 16 层的等距分割,6 个区间代表了 6 个视图的分层压缩感知特征序列,从特征描述图可见,相同类型模型的特征值相近。模型各个视角上的分层特征值变化明显,反映了模型不同视角的区别。特征值分布情况反映了模型的复杂情况,动物的各个视角的分层压缩感知特征值分布丰富,对应了模型的复杂结构。站立的人体的体态结构简单,其特征值分布规律性较明显,对于 Z 方向的视图,虽然人体的视图像素集中在中间,但 VHCS 特征包含了丰富的深度方向的分层内容。

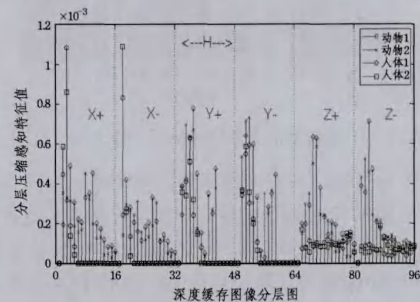


图 11 各模型对应的 VHCS 特征描述图

4.2.4 融合多特征算法的检索性能分析

融合多特征算法的检索结果如图 12 所示。示例模型为一个“人头”模型,各行检索结果依次为 EGS 单特征检索、RTSD 单特征检索、VHCS 单特征检索和融合多特征检索。从 EGS 特征检索结果可见,人头模型检索出容器模型,由于容器模型外围轮廓类似球体,干扰了检索结果。从 RTSD 特征检索结果可见,该特征检索出了电脑,原因是这两类模型的 RTSD 特征数值较为相似。而采用多特征融合的检索算法将 3 个特征的优点组合,弥补了各自的缺陷,EGS 保证了模型外表特征的球体特性,RTSD 能反映模型的内部特性,两者互相弥补了对方的缺点,同时 VHCS 特征反映了 6 个方向的分层结构,也为相似度计算带来更加精确的检索结果。

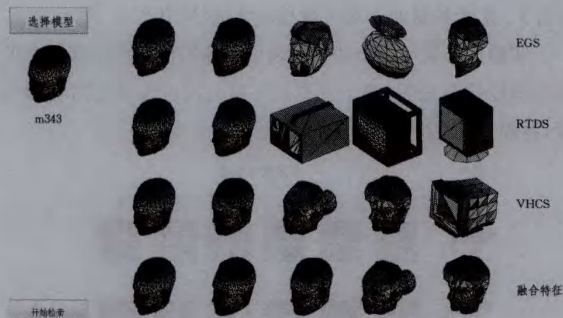


图 12 各类特征的检索结果图

为了分析各个特征的优缺点及融合特征的检索性能,采用测试数据集 1,统计出了各个类型的平均查准率和平均查全率,分别如图 13、图 14 所示。以检索结果的前 10 个模型作为查准率的统计依据。

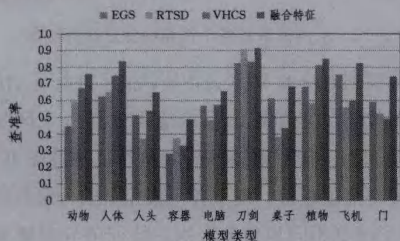


图 13 10 类模型的不同特征平均查准率对比图

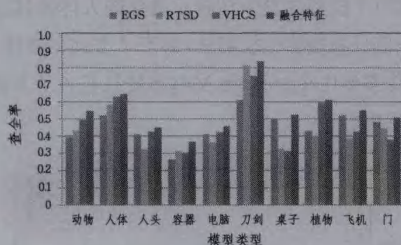


图 14 10 类模型的不同特征的平均查全率对比图

从检索的查准率和查全率来看,EGS 对于人头、桌子、飞机和门类的模型检索效果较好,其中桌子类的平均查准率达到 0.615,另外该特征对人头类、电脑类模型的检索效果优良,能够检索球体和方体的结构模型。EGS 特征的平均查准率为 0.589。RTSD 特征对于刀剑检索效果最好,平均查准率达到 0.914,平均查全率达到 0.7835,另外对于容器模型的检索效果有改善,但在检索人头或电脑模型时,二者出现互相干扰的情况,RTSD 特征的平均查准率为 0.542。VHCS 特征适合检索结构复杂的模型,如动物、植物,植物类的平均查准率达到 0.604。VHCS 特征的平均查准率为 0.538。

本文融合多特征算法的平均查准率为 0.741,比 VHCS 高出 0.137,比 RTSD 高出 0.199。融合特征体现了各类特征互补,采用多特征融合算法能显著提高单特征的检索效率。

4.3 实验 2:与其它算法的比较

为了测试所提出的算法在分数据集上的性能,采用测试数据集 2 与其它算法:Hybrid NSC^[16]、PANORAMA^[17]和 2D/3D Hybrid^[18]比较,其结果如图 15 所示。在平均查全率方面,所提算法比 Hybrid NSC 高 3.8%,比 PANORAMA 和 2D/3D Hybrid 分别高出 14.3%和 13.3%,显示了本算法的优越性能。

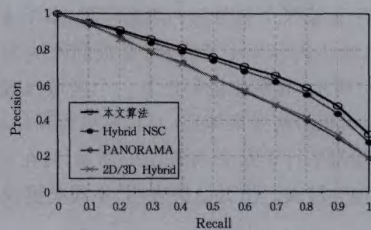


图 15 本文算法与其它算法的 PR 对比图

结束语 基于内容特征的三维模型检索是工业产品设计、虚拟现实等领域的应用基础,对于内部具有空洞、外观形状复杂的三维模型管理与检索,采用单一的内容特征难以满足管理需求。本文通过提取反映三维模型表面统计规律、内部结构特点、投影分层特性的 3 类模型特征描述符,能够较全面地刻画复杂模型的特征规律,达到不同特征间的互补效果。采用样本模型的查询结果信息熵作为特征区分能力的指标,进行融合加权系数估算,对多特征融合的规律做了有益探索。今后可在融合模型的构建与非线性加权系数的计算等方面作进一步研究,为设计高效三维模型检索算法打下基础。

参考文献

- [1] Chew B S,Chau L P,He Ying, et al. Spectral Geometry Image: Image Based 3D Models for Digital Broadcasting Applications [J]. IEEE Transactions on Broadcasting,2011,57(3):636-645
- [2] Yu M, Atmosukarto L, Leow W K, et al. 3D model retrieval with morphing- based geometric and topological feature maps [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2003). 2003:656-658
- [3] Vyshali S, Subramanyam M V, Rajan K S. Topology coding in spectral domain for effective medical image retrieval[J]. International Journal of Engineering Science and Technology, 2011, 3 (11):7884-7890
- [4] Iyer N, Jayanti S, Lou K, et al. Three-dimensional shape searching:state-of-the-art review and future trends[J]. Computer-aided Design,2005,37(5):509-530
- [5] Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, et al. Shape distributions [J]. ACM Transactions on Graphics,2002,21(4):807-832
- [6] Sipiran I, Bustos B, Schreck T. Data-aware 3D partitioning for generic shape retrieval[J]. Comput & Graphics, 2013, 37(5): 460-472
- [7] Chen D Y, Tian X P, Shen Y T, et al. On Visual similarity based 3D model retrieval[J]. Computer Graphics Forum,2003,22(3): 223-232
- [8] Yoon S M, Kuijper A. View-based 3D Model Retrieval using Compressive Sensing based Classification[C]//7th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). 2011:437-442
- [9] Barra V, Biasotti S. 3D shape retrieval using Kernels on Extended Reeb Graphs[J]. Pattern Recognition, 2013,46(11):2985-2999
- [10] Li C, Hamza A B. Symmetry discovery and retrieval of nonrigid 3D shapes using geodesic skeleton paths[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014,72(2):1027-1047
- [11] Lian Z, Godil A, Bustos B, et al. A comparison of methods for non-rigid 3d shape retrieval[J]. Pattern Recognition, 2013, 41 (1):449-461

- [12] Daras P, Zarpalas D, Tzovaras D, et al. Efficient 3-D model search and retrieval using generalized 3-D radon transforms[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2006, 8(1): 101-114
- [13] Zou K S, Ip W H, Wu C H, et al. A novel 3D model retrieval approach using combined shape distribution[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 69(3): 799-818
- [14] Daras P, Axenopoulos A. A 3D shape retrieval framework supporting multimodal queries[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 89(2/3): 229-247
- [15] Zhou Yan, Zeng Fan-zhi. An Image Retrieval Algorithm Based on Two-dimensional Compressive Sensing and Hierarchical Feature[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2016, 44(2): 453-460(in Chinese)
- 周燕, 曾凡智. 基于二维压缩感知和分层特征的图像检索算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(2): 453-460
- [16] Song B, Xiang B, Wenyu L, et al. Neural shape codes for 3 d model retrieval[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 65(c): 15-21
- [17] Papadakis P, Pratikakis I, Theoharis T, et al. Panorama[C]// A 3d Shape Descriptor Based on Panoramic Views for Unsupervised 3d Object Retrieval(IJCV 89). 2010, 177-192
- [18] Papadakis P, Pratikakis I, Theoharis T, et al. 3d object retrieval using an efficient and compact hybrid shape descriptor[C]// 3DOR. 2008; 9-16

(上接第 296 页)

表 1 列出文献[14]、文献[10]、文献[17]与本文算法对标准序列降噪的结果。可以看出,改进 DDID 算法对图像降噪

后的 PSNR 值较高,与其他算法相比,在滤波效果和运算时间上均有优势。

表 1 PSNR(dB)对比表

算法	akyio	foreman	waterfall	mobile	bus	Bridge-close	tempete
DCT ^[14]	33.9600	32.1195	28.6330	26.8990	29.0308	29.9680	28.4543
EPLI ^[17]	32.9228	30.8147	28.1779	25.8521	27.1443	29.0197	26.8161
DDID ^[10]	34.49	32.35	28.80	27.00	29.06	30.02	28.62
本文算法	35.19	32.85	28.9654	27.8572	29.9555	30.4112	29.0962

结束语 综合以上的实验结果与分析可知,经改进 DDID 算法降噪后图像的视觉效果比原 DDID 算法的视觉效果更好。对于含有较多细节和纹理的图像,其降噪效果在一定程度上优于 BM3D,并且在算法复杂度上远小于 BM3D,无需进行块匹配运算,有利于硬件实现。时域双边算法在视频降噪过程中更是产生了良好的去噪效果;频域中用 FFT 变换代替小波变换,降低了计算复杂度。

参 考 文 献

- [1] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denoising methods, with a new one[J]. *Multiscale Model. Simul.*, 2005, 4(2): 490-530
- [2] Kervrann C, Boulanger J. Optimal spatial adaptation for patch-based image denoising[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2006, 15(10): 2866-2878
- [3] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, 16(8): 2080-2095
- [4] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. A nonlocal and shape-adaptive transform-domain collaborative filtering[C]// Proc. 2008 Int. Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing(LNLA 2008). 2008
- [5] Dabov K, Foi R, Katkovnik V, et al. BM3D Image Denoising with Shape-Adaptive Principal Component Analysis[C]// Proc. Workshop on Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations (SPARS'09). 2009
- [6] Lebrun M. An Analysis and Implementation of the BM3D Image Denoising Method[J]. *American Society of Mechanical Engineer*, 2012, 2(25): 175-213
- [7] Chatterjee P, Milanfar P. Is denoising dead? [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(4): 895-911
- [8] Levin A, Nadler B. Natural image denoising: Optimality and inherent bounds[C]// CVPR. 2011; 2833-2840
- [9] Levin A, Nadler B, Durand F, et al. Patch complexity, finite pixel correlations and optimal denoising[M]// *Computer Vision—ECVCV 2012*. Springer, 2012; 73-86
- [10] Knaus C, Zwicker M. Dual-domain image denoising[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. IEEE, 2013
- [11] Petschnigg G, Szeliski R, Agrawala M, et al. Digital photography with flash and no-flash image pairs[J]. *ACM Trans. Graph.* ACM, 2004, 23: 664-672
- [12] Yu H, Zhao L, Wang H. Image denoising using trivariate shrinkage filter in the wavelet domain and joint bilateral filter in the spatial domain[J]. *IEEE Trans. on Image Process.*, 2009, 18(10): 2364-2369
- [13] Knaus C, Zwicker M. Progressive Image Denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7): 3114-3125
- [14] Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K. Pointwise Shape-Adaptive DCT for High-Quality Denoising and Deblocking of Grayscale and Color Images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(5): 1-17
- [15] Sikora T. Low complexity shape-adaptive DCT for coding of arbitrarily shaped image segments [J]. *Signal Process. Image Comm.*, 1995, 7(4-6): 381-395
- [16] Bi M, Ong S H, Ang Y H. Comment on Shape-Adaptive DCT for generic coding of video[J]. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 1996, 6: 686-688
- [17] Zoran D, Weiss Y. From Learning Models of Natural Image Patches to Whole Image Restoration[C]// 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011; 479-486
- [18] Zhang Pei, Fan Hong, Hao Yan-rong. Research on MR Image Segmentation Based on Fast FCM Algorithm Combined with Non-local Means[J]. *Computer Science*, 2014, 41(5): 305-307(in Chinese)
- 张翥, 范虹, 郝艳荣. 结合非局部均值的快速 FCM 算法分割 MR 图像研究[J]. *计算机科学*, 2014, 41(5): 305-307