基于局部多尺度的三维模型草图检索方法

樊亚春^{1).3)} 谭小慧³⁾ 周明全^{1).3)} 郑 霞²⁾

¹⁾(北京师范大学信息科学与技术学院 北京 100875)
 ²⁾(浙江大学文物与博物馆学系 杭州 310028)
 ³⁾(北京师范大学虚拟现实应用教育部工程研究中心 北京 100875)

摘 要 三维模型检索已经成为虚拟现实领域的基本问题,草图是三维模型检索的最好方式,随着各种不同分辨 率三维模型数据的快速增长,现有基于草图三维模型检索算法无法有效应用于大规模复杂三维模型数据库的检 索.在该文中,为了解决低分辨率三维模型顶点数和面片数较少,不易获取完整光滑几何线图的问题,提出了利用 高斯差分方法对三维模型深度缓存投影图像提取三维模型线图,并采用贝塞尔曲线优化线图结果.为了提高检索 准确率,提出了一种局部多尺度多方向的特征计算方法,在珈伯多方向滤波的基础上,建立了局部形状金字塔尺度 空间结构,配合梯度方向直方图计算局部形状特征描述,并利用词袋方法组织局部形状特征.为了提高检索速度, 利用加权索引方法存储归一化后的图像特征向量,实现基于草图的三维模型实时检索过程.该文不仅比较分析了 不同参数下方法的执行效果,而且运用多种评价方法,选用3个不同三维模型数据库进行方法测试,实现检索原型 系统验证方法的有效性.实验证明,该方法相比于大部分其他方法具有更好的检索效果.

关键词 三维模型检索;多尺度变换;多方向滤波;局部特征;深度图像;特征索引
 中图法分类号 TP311 DOI 号 10.11897 SP. J. 1016. 2017. 02448

A Scale Invariant Local Descriptor for Sketch Based 3D Model Retrieval

FAN Ya-Chun^{1),3)} TAN Xiao-Hui³⁾ ZHOU Ming-Quan^{1),3)} ZHENG Xia²⁾

¹⁾ (College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875)

²⁾ (Department of Culture Heritage and Museology, Zhejiang University, Hangzhou 310028)

³⁾ (Engineering Research Center of Virtual Reality and Applications, Ministry of Education (MOE),

Beijing Normal University, Beijing 100875)

Abstract Retrieval of 3D model has become a crucial problem in Virtual Reality field. Sketching is the best way to retrieve. With the rapid increase in the number of multi-resolution 3D models, current approaches of sketch-based 3D model retrieval are limited to apply in large complicated 3D model datasets. In this paper, we extract smooth line drawings of 3D model by using depth projection, Difference of Gaussians and Bezier curve that can facilitate low resolution 3D model with a few vertices and faces. In order to improve the retrieval precision, a scale invariant, multi-orientation and local feature is proposed. In the basis of Gabor transforming for the line images, we build a multi-scale pyramid structure to calculate gradient histogram of local region. Each of local region shape feature is gathered into a Bag-of-Feature representation. In addition, weighted index method is presented to store the normalized feature vector. The index is used to similarity computation to implement the real time retrieval. In the experiments, a variety of evaluation methods are used to verify our retrieval method. The parameters comparison and other

收稿日期:2015-12-08;在线出版日期:2016-04-05.本课题得到国家自然科学基金(61001168,61202198)、中央高校基本科研业务费专项 资金(2013 YB67)资助. **樊亚春**,女,1978 年生,博士,讲师,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实. E-mail: fanyachun@hotmail.com. 谭**小慧**,女,1977 年生,博士,讲师,主要研究方向为计算机图形学.**周明全**,男,1954 年生,教授,博士 生导师,主要研究领域为虚拟现实技术、计算机可视化.郑 霞(通信作者),女,1979 年生,博士,讲师,主要研究方向为计算机图形学、文 物保护. E-mail: zhengxia@zju. edu. cn.

methods comparison is also described. A sketch retrieval engine demonstrates our method. All experiments show that our method is outperforms several state-of-the-art methods.

Keywords 3D model retrieval; multi-scale transform; multi-orientation filter; local feature; depth map; feature indexing

1 引 言

近年来,随着虚拟现实技术的发展以及三维打 印技术的普及,三维模型数据越来越多,且数据更加 复杂多样,对三维模型检索技术的需求已经越来越 迫切.目前三维模型检索主要包括基于文本的方式、 基于草图方式及基于图像或三维模型样例方式三 种[1]. 基于文本的三维模型检索方式包括基于文本 关键词和基于文本语义两种方法,基于文本关键词 的三维模型检索方法要求数据库中文本标注信息比 较完整,且检索效果受到不同语言及表达方式的限 制,这种方法沿用了最早的文本搜索机制,也最容易 从现有技术中迁移而来,但是这种方法由于无法简 单的将可视数据与文本数据相关联,因此局限性太 大;基于文本语义的三维模型检索方法比简单文本 关键词方法更加灵活有效,但同样在文本比较方面 受到文本标注内容的限制.基于图像或三维模型样 例的检索方式利用用户输入的图像或三维模型检索 与之相似的数据,这两种方式都要求用户提供已有 的检索对象,而对象获取并不容易,因此虽能够在可 视化描述上符合用户需求,但在用户使用方便性上 欠缺.绘画是人类与生俱来的本领,基于草图的三维 模型检索方式克服了基于样例检索的不方便性,同 时保留了用户的可视化描述输入,提供给用户简单 有效的三维物体表达方法,而且随着手写触控设备 的发展,这种检索方式已经成为最适合用户使用且 对查询需求表达最准确的一种方式.

基于草图的三维模型检索不仅可以提供用户快 速筛选合适的三维模型数据的功能,而且已经成为 快速场景搭建的有效方式.用户可以对三维模型部 件检索后,根据检索结果设计新的三维模型^[2];也可 以在三维场景中绘制草图,并将检索出的三维模型 放入场景中^[3];还可以利用三维协同检索和三维物 体协同摆放方法将一个手绘场景转换为一个三维场 景模型^[4].

SHREC(3D Shape Retrieval Contest)致力于三

维模型检索不同方法的测试和比较,其中基于草图 的三维模型检索的方法比较起步于 2012 年^[5].在过 去的几年中,越来越多的草图检索方法在此项比赛 中被提出^[5-9].这些方法按照特征计算方式可分为基 于局部特征的检索方法和基于全局特征的方法^[10]. 基于全局特征的方法通常从形状整体出发,利用距 离变换^[1]、梯度方向直方图^[11]以及矩方法^[12]等提取 特征.基于局部特征方法是近年应用较多的另外一种 方法,主要是利用词袋(Bag-of-Feature)思想^[13-15], 对所有采样的局部区域计算类似全局特征的形状特 征描述,不同局部形状按照其特征相似性聚类为抽 象可视词汇,并用来表达全局形状.

对于模型量较少且模型分辨率高的三维模型数 据库,现有检索方法能够表现出较好的检索结果^[5], 而对于数据量大且模型分辨率差异较大的数据库, 检索效率还有待进一步提高^[6-7].将流形排序技术应 用到基于草图三维检索中能够提高三维模型检索效 率^[14],但目前其计算需要的时间和空间复杂度都较 高,无法适应大型三维模型数据库的实时检索.另外 有学者将草图分割技术同特征计算结合,对草图及 三维模型投影进行分割后检索其相似性^[17],这种方 法要获取有语义信息的分割结果只能依赖手工或半 手工分割,不适合大型三维模型数据库检索.

本文针对这种情况,利用线图计算方法提高算 法对多分辨率三维模型适应性;提出一种基于局部 特征的草图三维模型检索方法,在多尺度多方向滤 波基础上计算局部形状特征,提高特征描述能力;利 用特征索引权值存储方法提高算法执行效率.总体 来说,本文算法在3个方面进行了创新:

(1)提出了多尺度多方向的局部特征计算方法.通过对局部区域的金字塔分解保持特征的多尺度性,通过珈伯(Gabor)滤波的多方向分解保持特征的多方向性.增强了局部形状特征表达能力.

(2)提出了基于深度图像投影、高斯滤波差分 及贝塞尔(Bezier)曲线逼近相结合的三维模型线图 计算方法.利用深度图像投影获取不受光线影响的 投影图像,利用高斯滤波差分获取初始线图,利用多 边形逼近及曲线拟合去除噪声点对线图影响,获取 和草图契合度最高的线图结果.此方法不受模型分 辨率影响,且能够获取线图的光滑矢量表示.

(3)提出了基于局部特征计算的整体检索方法 框架,并改进了特征量化及索引存储方法,提出了基 于加权索引的相似度计算方法,提高了算法相似度 计算效率.

本文在第2节介绍现有草图检索的相关工作, 并在第3节中描述基于多尺度、多方向的局部特征 计算方法,第4节提出整体检索方法框架,详细论述 了三维模型线图计算方法和特征量化存储及基于加 权索引的相似度计算方法.第5节,分别从实验数据 集分析、线图提取实验、方法参数实验、方法比较实 验及系统检索结果五个方面进行了算法评价分析. 最后在第6节总结方法内容及局限性,确定未来方 法改进方向.

2 相关工作

草图是描述知识最直接的方式,早在 2003 年, Funkhouser 等人^[1]就提出利用三维草图,二维草图 等方式进行三维模型的搜索,且通过实验数据证明 草图是最有效的三维模型检索输入方式.三维草图 绘制对于普通用户来说并不简单,需要专业绘图基 础,Li 等人^[18]利用深度信息扫描设备记录用户三维 草图输入从而进行检索,由于目前空间信息获取不 够准确,产生大量冗余噪声,无法实现草图到三维模 型的有效检索.Funkhouser 等人允许用户绘制多幅 二维草图共同描述三维形状,对于用户来说多幅草 图绘制太过于繁琐,利用单个二维草图进行检索已 经成为研究的趋势.

在基于草图三维模型检索过程中需要解决两个 关键问题:三维模型的二维表示和二维形状特征 描述.

(1) 三维模型的二维表示

在基于草图检索的三维模型方法中,常用的三 维模型二维表示有三种方式:剪影图将三维模型表 示为多个黑色填充的封闭实体图形;外轮廓线图则 只提取最外层的封闭轮廓线描述三维模型;轮廓线 图则包含了外轮廓和内轮廓线.Funkhouser等人^[1] 利用三维模型在13个方向上的正交投影外轮廓线 图像表示三维模型.Li等人^[12]结合剪影图和外轮廓 线图共同描述了三维模型二维投影.剪影图和外轮 廓线图只表达了物体的外部轮廓结构信息,对于物体描述过于简单,无法表达物体内部形状信息.轮廓线图指的是同时表达内部外部形状结构信息的图像,计算轮廓线图有两种方法,一种是提取三维轮廓线后投影为轮廓线图,另外一种则选择先投影为二维图像再提取其轮廓线图.

目前研究大多数采用的是通过三维轮廓线计算 后进行二维投影的方法. DeCarlo 等人^[19]提出视角 相关的 Suggestive 三维轮廓线提取方法,此方法提 取的轮廓线包含了可见外轮廓线及内部细节轮廓 线. Saavedra 等人^[20]利用 Suggestive 轮廓线方法获 取三维模型的二维表示用于检索. Yoon 等人[11,21] 也选择将三维模型的 Suggestive 轮廓线投影为二 维图像,从而进行基于草图的三维模型检索.几何可 见脊线是利用复杂视角相关曲率计算获取三维模型 轮廓线的另外一种方法^[22].此类方法提取的线图具 有光滑,矢量等优点,但对低分辨率模型,即拥有较 少顶点面片的网格模型无法提取完整轮廓线.如 图 1(a)为顶点数为 114, 面片数为 204 的简单"手" 模型,图1(b)为利用 Suggestive 三维轮廓线方法 计算结果. Eitz 等人^[23]在其检索方法中即利用了 Suggestive 轮廓线方法,并同时提到三维模型二维 图像表示后进行轮廓线图计算,但并未提及这两种 方法的如何做到一起使用.根据渲染图像或者深度 图像计算轮廓线图方法解决了低分辨率模型的线图 获取问题. Shao 等人^[24]利用渲染缓冲读取轮廓线 图,并用于检索方法中,但是渲染图像容易受光照不 同的影响,获取的线图不够稳定.Tatsuma 等人^[7]在 模型深度图像上利用拉普拉斯滤波,细化及高斯滤 波的方法获取二维线图进行三维检索,此方法没有 对线图的锯齿现象进行光滑处理,而锯齿现象对于 梯度计算有很大的影响.深度图像不会受三维模型 渲染光照影响,且保持了二维形状信息,但是利用一 般二维边缘提取方法得到的二维线图有很大的局限



性,存在噪声点多、锯齿多、无法矢量表示等多个问题,从而严重影响检索结果.为了提高二维线图表示效果,本文提出一种光滑可矢量的二维线图提取方法,首先对三维模型进行深度图投影,其次利用高斯差分计算轮廓线图,最后利用多边形逼近和Bezier曲线拟合优化线图结果.图1(c)为利用本文算法提取的轮廓线图.

(2)形状特征描述

基于全局特征的形状描述方法通常利用统计的矩方法或傅立叶等滤波系数描述线图特征. Funkhouser等人^[1]将距离变换应用于图像特征提取,利用球面调和距离计算形状特征.Yoon等人^[11]提出利用梯度方向直方图和压缩感知方法提取特征向量.Li等人^[12]采用Zernike矩和傅立叶系数组成的向量描述三维模型剪影图和外轮廓图的形状特征.马自萍等人^[25]提出基于W系统矩和Fourier变换以及融合体描述子的特征计算方法.全局特征描述了线图的整体形状,但对于形状局部细节的描述不够.基于局部特征的形状描述方法来源于文本搜索技术^[13-15],是近些年比较活跃的一类方法,且在检索领域表现出了较好的执行效果.

目前有学者将这两种特征描述结合提取形状存 征.Saavedra 等人^[20]在其方法中,首先提取三维模 型投影的全局描述进行检索,其次利用局部特征匹 配对草图检索结果重新排序.Wang 等人^[26]利用傅 立叶系数、Zernike 矩及离心率等全局特征进行初次 检索,后利用局部特征进行检索结果的二次细化.这 种方法从理论上来说是一种比较好的选择,但在实 际实施的时候对全局特征和局部特征的不恰当融合 反而会使检索结果更糟.不同特征之间有着复杂的 内部联系,要建立它们之间的有效语义关联模型是 一件非常困难的事情,而目前已有的算法仅通过简 单的特征融合对检索效果的改善非常有限.

全局特征和局部特征方法各自有其适用的场 景,全局特征更注重把握形状整体一致性,适合对物 体形状的全面把握,而局部特征更强调形状局部组 织及相似性,局部特征的有序组织能够在一定程度 上涵盖整体特征描述,词袋方法是一种非常好的局 部特征组织技术.Eitz等人^[23]将词袋方法用于基于 草图三维模型检索中,并提出使用 Gabor 滤波对线 图进行滤波,取得了一些好的检索效果.此方法中局 部特征的计算是采用网格化后局部网格内点值的累 计表示.这种局部特征会那个表示方法的信息量损 失非常大,对局部形状描述不够细致,也限制了此类 方法的检索准确率,本文同样采用 Gabor 多方向滤 波,但局部特征计算方法则不同.尺度不变特征方法 Scale Invariant Feature Transform(SIFT)^[27]和其改 进特征方法 Speeded Up Robust Feature (SURF)^[28] 是两种经常被使用的特征计算方法. Ohbuchi 等 人[29-30]在其三维模型检索的文章中分别利用稠密 SIFT 和网格 SIFT 方法计算局部形状特征. Wang 等人^[26]则使用 SURF 描述局部形状特征. 梯度直方 图 Histogram of Oriented Gradient(HOG)是另外 一种梯度统计方法,最先被用于行人检测[31]. Rui 等 人[32] 在其关于图像检索的文章中,利用梯度域 HOG(GF-HOG)特征描述图像局部形状.梯度表示 了形状的空间结构信息,用于线图形状表示非常适 合.本文受此启发,将局部 HOG 经多方向多尺度变 换后用于基于草图三维模型检索方法中.

Tatsuma 等人^[7]于 2014 年在 SHREC 的草图 检索专题中提出一种非常有效的基于草图三维模型 检索方法.此方法中也利用了 HOG 特征,但与本文 方法不同,这里的 HOG 是一个全局图像特征,并不 是局部区域特征,此方法同时利用了流形排序方法 使得算法具有较高的检索准确率,但流形排序方法 的时间复杂度较高,不适合大规模三维模型数据库 的实时检索.此方法提出将 OPHOG^[33]用于线图形 状特征描述,同样是 HOG 金字塔结构,但此文中金 字塔结构指的是不同网格的细分,如果将线图看作 金字塔结构第一层,那么 2×2 平均分割后的线图为 第二层,依此继续平分为下层结构,其特征是对每层 结构的不同块梯度直方图的链接.这种金字塔结构 与本文的金字塔结构是不同的.本文提出利用同一 局部区域在不同模糊缩放尺度上的图像建立金字塔 结构,并计算不同尺度上的局部区域梯度直方图链 接得到局部形状特征.同时本文算法还利用 Gabor 滤波增加了特征描述的多方向性,整体算法复杂度 低,适合大规模三维模型数据库的实时检索.

3 特征计算

3.1 多方向变换

人眼对空间图像的感觉具有方向性,为了模拟 人类视觉系统对图像的处理方式,提取合适的特征 描述子,本文利用 Gabor 变换对线图进行多方向滤 波分解.多方向性是 Gabor 变换的一个非常重要的 特点,如图 2 为 Gabor 变换在不同方向上的滤波核可视化结果.



图 2 不同方向上的 Gabor 变换核

Gabor 变换相较于传统的傅立叶变换增加了局 部性和多方向性,相较于小波变换则更简单快速.如 式(1)中所示,该滤波变换由两部分组成,第一部分 来自于标准高斯函数的变化,第二部分的三角函数 确定了滤波器的幅值及波长信息,而不同方向决定 了旋转坐标的不同位置:

 $Gabor(\xi,\eta,\theta,\varphi,x,y) =$

$$\exp\left(-\frac{x^{\prime\,2}+\gamma^{2}\,y^{\prime\,2}}{2\sigma^{2}}\right)\cos\left(2\pi\,\frac{x^{\prime}}{\lambda}+\varphi\right) (1)$$

其中 θ 为 Gabor 滤波器的方向,决定旋转后的坐标 (x',y'):

$$x' = (x - \xi)\cos\theta - (y - \eta)\sin\theta,$$

$$y' = (x - \xi)\sin\theta - (y - \eta)\cos\theta.$$

γ 为高斯函数的纵横比,即 $\frac{\sigma_x}{\sigma_y}$ 的值, $\frac{1}{\lambda}$ 为 Gabor 滤波器的中心频率, φ 为 Gabor 滤波器的相位. (ξ,η)是中心位置坐标.不同的旋转角度θ决定了不 同方向滤波器核函数值,如图 2 是取 θ=0,π/2,π, 3π/2 这4个方向的滤波核.图3为对同一幅草图进 行这4个方向上的滤波计算后的结果图.

3.2 局部尺度变换

在多方向滤波基础上,为了保持局部区域在不同缩放尺度下的相似一致性,本文提出局部图像的尺度缩放变换,建立局部区域金字塔结构,较低分辨率的图像表示为其上层图像的函数映射,即 $f_i = R(f_{i-1}), i=1, \dots, n,$ 其中R为尺度缩放函数.



图 3 不同方向上草图滤波结果示意

尺度变换从不同分辨率上描述了局部形状区域,如图4为局部形状在不同尺度下的图像表示.



图 4 不同尺度下局部区域表示

尺度缩放函数是图像与权值矩阵**W**的卷积: $f_i(x,y) = R(f_{i-1}(x,y)) = W(p,q) \times f_{i-1}(x,y),$ 其中 $f_i(x,y)$ 为图像像素值,W(p,q)为权值矩阵**W** 中元素位置.

为了保证不同尺度图像间的一致性,权值矩阵 W 必须满足 3 个条件:首先此二维矩阵是独立分布 的: $W(p,q) = W(p) \cdot W(q)$;其次,此矩阵具有归一 性: $\sum_{p=-P}^{P} \sum_{q=-Q}^{Q} W(p,q) = 1$;最后,此矩阵中元素分布 具有对称性: $W(p,q) = W(-p,-q), p = 0, 1, \dots, P,$ $q = 0, 1, \dots, Q.$

高斯函数满足这3个条件,是最合适的权值矩

阵计算方法,因而图像的尺度空间可简化为图像与 不同尺度高斯核的卷积:

$$f_i(x, y, \sigma) = f_0(x, y) \times G(x, y, \sigma)$$
(2)

其中 $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2}$ 为高斯核函数的 计算, $f_0(x, y)$ 表示局部图像的像素值, σ 为尺度因 子, 控制不同缩放尺度下的图像生成.

3.3 局部特征描述

梯度是对图像在不同方向上变化率的一个反 映,非常适合线图的形状特征计算.由于形状内的每 一个点均能计算得到其梯度值和梯度方向,因此不 同方向上梯度值的累计表达了梯度值分布的统计结 果.本文局部形状特征正是对不同尺度下局部线图 梯度统计值的链接.

为了统计梯度分布,将梯度方向分为均匀的 k个方向,统计这 k 个标准梯度方向上的梯度值,每一 个点的梯度值都对与之相邻两个标准梯度方向做出 了贡献,按照其梯度方向离相邻标准梯度方向的距 离确定其贡献的权值.对于梯度值为 g,梯度方向为 θ 的点,其中 $\varphi \cdot i \leq \theta < \varphi \cdot (i+1), \varphi = \frac{2\pi}{k}$,其相邻梯 度方向的权值贡献分别为

 $w_i = g \times \frac{\varphi \cdot (i+1) - \theta}{\varphi}, \ w_{i+1} = g \times \frac{\theta - \varphi \cdot i}{\varphi}$ (3)

对于一个局部形状区域,其特征描述为不同方向,不同尺度下各个局部形状梯度直方图的链接,当取 *k*=6,且 Gabor 滤波方向为 4,尺度空间为 4 时, 其形状特征向量维数为 4×4×6=96.

4 三维模型检索

4.1 检索框架

本文方法分为三维模型数据处理、样本训练和 线上检索3个部分,数据处理和样本训练均属于离 线计算,而线上检索部分仅是对用户草图特征计算 和特征比较部分,大大节省了实时检索时间.如图5 所示为检索方法框架.这3个部分拥有一个共同的 步骤——局部形状特征计算,局部特征计算作为本 文的重点内容之一,在第3节进行了详细的描述.本 文局部特征计算以草图和轮廓线图为输入内容,获 取网格分割下的局部区域,并利用梯度直方图统计 局部形状特征,参与到样本训练、三维模型特征计算 及草图特征计算过程中.

在样本训练部分,对每个草图样本数据计算局 部形状特征.如果使用2万幅草图进行训练,每幅草 图的网格采样点为 625 个,那么会计算得到 1250 万 个局部形状特征,通过 *k*-means 聚类方法对这些局 部形状特征进行聚类后,得到的聚类中心称为可视 词汇,所有可视词汇组成了局部特征字典知识库.

在三维模型数据处理部分,三维模型首先经过 深度图像投影、基于高斯差分的线图计算及曲线光 滑操作,最后对线图提取局部特征,再通过特征字典 知识库对线图的所有局部特征进行量化,最后对所 有三维模型线图的量化特征进行归一化计算,并利 用加权索引方法存储三维模型特征结果.

在线上检索部分,用户提供草图在经过局部形 状特征计算后,同样经过特征字典知识库进行量化 计算,最后与三维模型特征进行相似度计算,得到与 用户草图相似的三维模型排序结果.





4.2 三维模型线画图计算

4.2.1 基于高斯差分的轮廓线提取

本方法中选择单位球上的 102 个均匀投影方向 计算三维模型的二维深度图像,视点方向以模型旋 转矩阵形式存于 102 个文件中,离线处理时读取视 点文件旋转模型并提取深度图像,如图 6 所示为部 分投影结果示例. 深度图像是三维模型透视投影的 结果,既保持了图像的形状轮廓信息,又不会因为光 线阴影等效果影响轮廓线提取,非常适合基于草图 三维模型检索应用.



深度图像并不能直接和草图进行比较,需要对 其提取线画图.由图像分析可知,表达形状轮廓的像 素点是一些颜色跳跃的像素点,即一阶导数为极值, 二阶导数为零的点,可由拉普拉斯方程计算得到.直 接使用拉普拉斯方程计算二阶导数过零点会导致图 像中噪声点常常被误当作过零点,为了克服假边缘 过多及边缘定位不准的情况,本文利用尺度空间高 斯差分方法计算线画图.此方法是一种近似的高斯 拉普拉斯方法,对于存在较多锯齿边缘的深度图像 能更好的提炼较大轮廓边缘.

不同尺度空间图像进行差分运算即获取近似边 缘图像,如式(4)将图像与不同高斯核差分进行卷积 后得到差分边缘图像:

 $D(x, y, \sigma) = f(x, y) \times (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) (4)$

其中 k 为常量,确定不同尺度下的高斯函数,其 取值确定了边缘的细节.k 取值越大即对图像进行 高斯模糊的次数越多,其与上一层的差分运算得到 的边缘图像越光滑,细节锯齿越少.图7为对深度图 像提取轮廓线过程.其中图7(a)为原始深度图像, 图7(c)和(d)为不同 k 值下的图像的高斯模糊结 果,不同取值对边缘影响较大.图7(b)为利用不同 高斯模糊图像差分后的轮廓线图.

4.2.2 线图的曲线化光滑

利用高斯差分获取的轮廓线画图,边缘线上的 离散点所组成的线条有较多的锯齿和噪声,为了获 取更加光滑的线图,避免过多较小细节变化对形状 梯度影响.本文首先对线图离散点进行边缘细化,然 后在多边形拟合的基础上进行 Bezier 曲线逼近,获 取光滑轮廓线图.







利用曲线描述图像是图像矢量化方法的重要内容,轮廓线图以二值图像形式存储,使得图像曲线化描述过程更加简单.首先利用四邻域像素比较的方

法对边缘图像像素进行路径跟踪,获取图像边缘的 封闭路径表示;其次对封闭路径的不同路段进行直 线拟合,拟合结果为多边形结构;最后,利用式(5)的 描述对多边形进行 Bezier 曲线逼近:

$$B(t) = \sum_{i=0}^{n} {\binom{n}{i}} p_{i} (1-t)^{n-i} t^{i}$$
(5)

其中 p_i为贝塞尔曲线的控制点,即多边形顶点,n为 曲线的阶数,这里指多边形顶点个数,t为时间参 数,从0到1递增过程中插值出曲线上从起点到终 点之间的点.图8为对三维模型轮廓线图利用此方 法光滑前后示例,可见光滑前线图具有较多的锯齿 和噪声,光滑后则有明显改善.

4.3 特征量化及索引

特征量化是统计一幅线图中不同可视词汇分布 情况的一种方法,即统计每一类局部形状特征在线 图中到底有多少个,建立特征分布直方图.

用 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_n\}$ 表示特征字典知识 库中所有可视词汇,其中n为可视词汇的个数, h_j 表 示局部形状特征, v_i 表示特征字典知识库中的一个 可视词汇.对线图中的每一个局部形状特征,将其与 V中每一个可视词汇计算距离 D_h ,距离最小的可视 词汇 v_i 被认为代表了此局部形状,统计线图中包含 的不同的 v_i 的数量分布,如式(6)所示,最终形成线 图特征直方图向量: $O = \{o_1, \dots, o_i, \dots, o_n\}$.

$$o_i = \sum \delta(\arg\min(D_k(h_j, v_i)))$$
(6)

δ为狄克拉函数,定义为 $\delta(x) = \begin{cases} 1, & x = c \\ 0, & x \neq c \end{cases}$,此 处 *c* 是所有 *v* 中与*h*_i最小的距离 *D*_k(*h*_i,*v*_i).

特征量化后,线图被描述为一个 n 维的稀疏向 量,如果直接用欧氏距离表示此稀疏特征向量之间 的相似度,则计算效率低且准确度低.本文提出利用 加权索引技术对线图特征向量重新排序存储,并进 行相似度计算.经过加权索引后的特征分量过滤掉 了相似性判定的干扰项,即那些在大部分文档中都 经常存在的一些常用可视词汇,干扰项有时候会在 一幅图像中大量出现却并不反映图像的特有形状属 性,因此不具备可比较性.

加权索引过程分为两步:

第一,基于 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)的特征加权,如式(7)计算线 图 *I* 中各个可视词汇的权值分布:

$$t_v = t f_v \log \frac{A'}{a_v} \tag{7}$$

其中, $tf_v = \frac{a_{vI}}{a_I}$, a_{vI} 表示可视词汇 v 在 I 中的累计出

现次数; a₁表示 I 中的局部形状采样点的总个数; A' 表示数据库中线图的总个数,即 A'的取值等于三维 模型数据库中包括的三维模型的总个数乘以模型投 影个数; a_v表示 A'个线图中 v 的累计出现次数不为 零的线图个数.

第二,存储索引结构.以特征字典知识库中可视 词汇为主索引,线图中可视词汇权值为辅索引,对所 有三维模型的投影线图的可视词汇权值计算结果进 行排序存储.图9为索引存储结果示意,对于不同的 可视词汇 v_i在不同线图 I 中具有不同的权值t,每一 个可视词汇都对应存储一张权值表,而权值表中的 每个权值都来自于不同的线图.如词汇 v₁所对应的 不为零的权值分别为 t_{1a},t_{1b},t_{1e}等,权值 t_{1a}来自于线 图 I_a,权值 t_{1b}来自于线图 I_b,权值 t_{1e}来自于线图 I_e.



图 9 权值索引存储结构

对于用户草图图像 S 及待检索的二维线图 I, 其相似度计算如式(8)所示:

$$Sim(S,I) = \sum_{i=0}^{Y} t_{v_i}^S \times t_{v_i}^I$$
(8)

其中 Y 为可视词汇数量, $t_{v_i}^s$ 为草图中 v_i 的权值, $t_{v_i}^l$ 为线图中 v_i 的权值.索引后的特征库不仅提高了检索的速度,更提高了检索的准确率.

5 实验结果

5.1 测试数据集

本文选择测试数据集为 SHREC 草图检索专题的 2012 年、2013 年及 2014 年标准数据,简称 SHREC2012,SHREC2013,SHREC2014,对比方法数据也来自于各年度不同方法集.其中 SHREC2012 数据的三维模型集合和草图测试集合均为两个集合如表 1 所示,本文只选用数据量较多的三维模型基本集及草图手绘集,而针对其无训练集的情况,本文

选用 Eitz 等人^[34]提供的 2 万幅手绘草图作为特征 训练集合.

SHREC每年的测试数据有较大变化,首先用 于检索的三维模型数量及测试草图数量的增加,其 次三维模型分类复杂度提高,再次三维模型数据的 分辨率变化增大,出现了大量顶点数极少的简单模 型.表1为本数据集的特点,而本文算法设计中克服 了不同数据集对检索结果的影响,在不同数据集测试 下均表现了良好的性能.表1为本数据集的特点.本 方法在不同数据集测试下均表现出了良好的性能.

				物体的放放 电子宣告计复的细节色地 重灾 节区
数据特点	SHREC2012	SHREC2013	SHREC2014	初件的修饰,也不且有过多的细卫也块. 冉伏,早日
三维模型数量	基本集:260 扩展集:400	1258	8987	需绘制尽量完整,包括物体外轮廓的完整性及重要 内轮廓的绘制 加图 10(a)为 Fitz 直图库中的直图
三维模型分类	13	90	171	
草图测试集	手绘:250 标准线画:12	2700	5130	亦例,利用半义线图昇法,能够获取和用户早图取, 契合的三维模型线图表示,图 10(b)为与图 10(a)
草图训练集	无	4500	8550	似物体的线图结果.
			(a) 绘制	
	J.S.			

表 1 测试数据集特点^[5-7]





本文利用深度图像投影获取不受光线影响的 投影图像,利用高斯滤波差分获取初始线图,利用多 边形逼近及曲线拟合去除噪声点对线图影响.本 方法提取的线图能够清晰的表达模型的内外轮廓. 为了验证本文算法效果,以下轮廓线计算结果均会 与 Suggestive^[19]三维模型轮廓线计算方法结果进行 比较.如图 11(a)所示为 SHREC2013 三维模型数 据,模型名称为 m1000.off,该模型大小为 987KB, 顶点数为19105个,面片数为26032个.图11(b)为 Suggestive 三维轮廓线提取方法的计算结果,可见, 此方法在顶点数稀疏,面片较大的区域,即盆景的茎 秆的轮廓线无法获取有效的表达.图11(c)所示为 利用深度图像的高斯滤波差分计算后的线图,仅使 用二维边缘计算得到的线图具有较多的噪声点. 图11(d)所示为光滑曲线逼近后的结果,能够有效 表示三维模型的线图.

以下算法测试采用的计算机为 DELL 图形工 作站, NVIDIA Quadro FX 5800 (GT200-875-GL)

线图计算方法是草图三维模型检索的基础,线

4GB显卡,英特尔 Xeon(R) CPU W5590@3.33 GHz

图计算的结果越符合人类绘制草图的习惯,越会得 到更好的检索结果.从 Eitz 等人^[34]提供的草图库可

以看出,物体草图的绘制具有一些共性.首先,草图

需具备可识别性,能够通过草图快速识别物体内容. 其次,草图绘制需保持线条简单,不需要过多的外围

处理器,操作系统为 64 位 Windows 7.

5.2 线图提取实验



(b) 2013数据M1563.off,文件大小32 KB,顶点数616,面片数1114



(c) 2012数据D00317.off,文件大小1780 KB,顶点数27 726,三角面片55 448

本方法即可以处理分辨率较高的三维模型,也

在计算的时间性能方面,相比于 Suggestive 方

2457

图 12 不同分辨率三维模型线图计算结果比较(每组图像分别是模型数据、suggestive 线图结果、本文线图结果)



83 KB, 顶点数1480个, 三角面片2956个 计算结果, 耗时1.637 s 图 13 三维模型线图提取时间计算

图 13(b) 所示为利用 Suggestive 方法计算的线画 图,提取了 102 幅线图所花费时间为 1.637 s. 图 13 (c) 为本文方法计算的线画图,其中生成 102 个深度 图投影耗时 0.161 s,高斯滤波差分计算耗时 0.587 s, 光滑曲线处理耗时 3.02 s,总计花费时间为 3.768 s. 此时间花费属于离线计算可接受范围.

不同轮廓线计算方法会影响三维模型检索效果, 如图 14 所示为本文线图方法和 Suggestive 线图方 法检索的查准率-查全率^[35]比较.查准率 查全率也叫 P-R 曲线(Precision-Recall Curve),查全率是按照 检索结果的不同返回的数据量,查准率是计算返回 数据的正确查询数据量.图 14 中采用 SHREC 2012 数据进行实验,结果表明本文算法取得较好的检索 效果,其平均准确率为 0.45185, Suggestive 方法平 均准确率为 0.41010.





5.3 局部多方向多尺度参数实验

本文的形状特征具有局部性、多方向性及多尺 度性特点,因此采样点数量、方向数量及尺度数量均 影响检索结果.

利用 SHREC2012 年扩展三维模型集进行局部 特征参数设置测试,选用手绘 250 幅草图作为检索 输入图像,计算其平均 P-R 曲线.

局部区域特征计算依赖于局部采样,本文选择

稠密网格采样方法^[36]增加局部特征对全局特征的 覆盖能力.采样点越少描述形状独有特征的能力就 越有限,采样点过多则会忽略局部细节特征的表示, 且计算复杂度增加,如图 15(a)为选取不同数量的 采样点作为局部区域中心点后得到的 P-R 曲线图. 当采样点数 PS=625点后其 P-R 曲线便稳定下降, 如表 2 为不同采样点的平均准确率表现,PS=1024时检索平均准确率最高,但与 PS=625和 PS=2500 差别并不大.且采样点增多会极大的影响局部 特征知识库建立、三维模型特征计算及三维模型检 索时间,即采样点数量与特征值计算时间成正比, 采样点数量 PS=1024的计算时间是采样点数量 PS=625的计算时间的将近 1.6384 倍.因此本文 随后的测试及应用均采用 PS=625 个采样.

表 2 不同采样点参数下的检索平均准确率

采样点数 PS	平均准确率
256	0.39760
625	0.41575
1024	0.42140
2500	0.41525

Gabor 滤波能够去除噪声对特征计算的影响, 另外其多方向性使得算法的性能得到提高,如图 15 (b)所示,不同数量方向其 P-R 曲线不同. 从表 3 可 以看出形状方向分析对于准确率的影响比较大,方 向数 PO=2 时的平均准确率非常低,而方向数 PO=8 时算法达到最优,当 PO=4 时其平均准确 率与 PO=8 时相差比较小,但是方向数的增加使得 特征向量的位数增加即需要更多的空间来满足高维 向量存储,且方向数越大,算法的执行时间越长,因 此为了降低算法计算时间空间复杂度本文算法应用 中方向数取 PO=4.

表 3 不同 Gabor 方向参数下的检索平均准确率

方向数 PO	平均准确率
2	0.38615
4	0.42530
8	0.42795
16	0.42595

本文算法对不同方向的局部区域按照不同尺度 建立金字塔结构,并计算不同尺度下形状梯度统计 特征值,金字塔层数 PP 是另外一个重要的特征参 数.如表 4 所示如果不建立金字塔结构即 PP=1 时,平均准确率只有 0.31405,不同尺度变换结果所 得到的检索平均准确率差别较大,根据实验结果可 以得到,当 PP=3 时检索结果最好.如图 15(c)为 不同金字塔层数计算后检索的 P-R 曲线结果.

表 4 不同尺度参数下的检索平均准确率

尺度数 PP	平均准确率
1	0.31405
2	0.36970
3	0.45185
4	0.41290

通过训练样本获取大量的局部形状特征,这些 形状特征的聚类结果组成了一个可视化的特征字典 知识库.每个局部形状区域从属于一类几何形状表 示,其表达的形状是相似的,能够用一个统一的特征 向量表达.这些几何形状的分类是有限个,每一个分 类代表一种可视词汇,对图像中分布的几何形状按照 可视词汇进行统计的结果表达了整个图像的特征.

所有局部形状特征值被聚类为 PK 个可视词 汇,本方法中分别对 PK=256, PK=512, PK 1024, PK=2048, PK=4096, PK=8192, PK= 16384 进行对比实验,如表 5 为不同可视词汇取值 的检索平均准确率.在 PK=4096 时其检索结果最 好.同时从表 5 中可以看到,针对训练的 2 万幅草 图,其特征字典训练所需要的计算时间随着 PK 值 的增大而增加.

表 5	不同可	视词汇数	量参数下	的检索	平均准确率
-----	-----	------	------	-----	-------

可视词汇数量 PK	平均准确率	计算时间/min
256	0.35225	38.38
512	0.39230	56.25
1024	0.41575	80.49
2048	0.42530	113.30
4096	0.45185	354.05
8192	0.41425	1440.00
16384	0.40350	2987.10

图 15 为不同参数时的 P-R 曲线图. 针对于一 种参数的测试,其他参数是固定的. 图 15(a)为可视 词汇 PK=1024,Gabor 滤波方向 PO=4,尺度变换 金字塔层数 PP=3 时不同采样点 PS 的检索结果. 图 15(b)为可视词汇 PK=2048,采样点 PS=625, 尺度变换金字塔层数 PP=3 时不同 Gabor 滤波方 向 PO 的检索结果. 图 15(c)为可视词汇 PK=4096, Gabor 滤波方向 PO=4,采样点 PS=625 时尺度变 换金字塔层数 PS 的检索结果. 图 15(d)为采样点



PS=625,Gabor 滤波方向 *PO*=4,尺度变换金字塔 层数 *PP*=3 时不同可视词汇 *PK* 的检索结果.

5.4 不同检索方法比较

用于草图检索的特征提取方法分为局部特征和 全局特征.全局特征方法简单且在早期被广泛使用, 局部特征方法则因其对局部特征刻画细致而受到越 来越多的关注.本文方法中局部特征方法相比于其 他方法在3个方面进行了创新.第一,对于三维模型 的线图提取,提出对三维模型不同方向的深度图像 利用高斯滤波差分计算轮廓线,并利用曲线逼近优 化线图结果.第二,提出利用 Gabor 变换,金字塔结 构及梯度直方图为基础的局部形状特征计算方法. 第三,针对形状特征稀疏矩阵,在特征量化基础上提 出特征的加权索引方法,并利用权值运算计算图像 相似度,提高检索效率.

本文方法在 SHREC2012, SHREC 2013 年度 方法比较均有较好表现.图16为本文方法与各 年度方法结果的 P-R曲线比较,其中图16(a)为利 用 SHREC2012数据集的比较^[2].图16(b)为在 SHREC2013数据集上的测试方法比较^[3].图16(c) 为在 SHREC2014数据集上的测试方法比较^[3].图16(c) 为在 SHREC2014数据集上的测试方法比较^[3].图16(c)

流形排序算法本身是一个时间复杂度非常高的 运算过程,其基本思想是计算模型和模型之间相似 度,以及草图和模型之间相似度,从而建立邻接矩阵, 再计算邻接矩阵的求逆及乘法运算获取最终的相似 度排序结果.针对 2014 年数据共有 8987 个模型,而 一个模型的投影线图有 102 个,那么此邻接矩阵的 行列均为 8987×102+1(草图)=9116675,对于这 么庞大的邻接矩阵其逆矩阵的计算非常耗时,而流形 排序的最重要部分则是对邻接矩阵的求逆,因此检索 时间较长,此方法基本上很难满足实时检索需求.

本文方法能够达到即画即检索的效果,满足实 时检索需求.由于不同计算机性能对执行时间影响 较大,因此不同数据集上的算法无法仅依靠已有提 供时间衡量,本文仅以 5.1 节中列出的计算机配置 测试本方法在各年度的数据测试中的平均检索时 间.其中 2012 年的 400 个三维模型检索平均时间为 0.1073s, 2013 年的 1258 个三维模型检索平均时间 为 0.1330s, 2014 年的 8978 个三维模型平均检索 时间是 0.3274 s.



图 16 SHREC2012, SHREC 2013, SHREC 2014 数据及检索方法 P-R 曲线比较

同时利用整体检索评价方法^[35]对算法结果进 行比较,评价方法包括:

E-Measure(E):检索准确率平均值,值越大检 索效果越好.

Discounted Cumulative Gain(DCG). 根据检索 结果的排序位置,计算不同检索结果的累积得分值, DCG 值越高检索结果越好.

First Tier (FT) and Second Tier(ST). FT 和

ST 是检索列表中有效检索结果相比于全部检索结果的比率.如果 FT 的检索结果数是 C 的话,ST 的检索结果数是 $2 \times C$,本文中 C = 20.

Nearest Neighbor(NN):表示第一个返回检索 结果的平均准确性.

表 6 是本文方法和 SHREC2012 各方法的评价 结果比较.表 7 为本文方法和SHREC2013各方法的

方法名称	NN	FT	ST	Е	DCG
Our Method	0.588	0.457	0.606	0.452	0.762
Li's SBR-2D-3D	0.688	0.415	0.581	0.411	1.731
Eitz's BOF-SBR	0.532	0.339	0.497	0.338	0.662
Saavedra's HKO-KASD	0.248	0.150	0.258	0.166	0.503
Yanagimachi's Orig_DG1SIFT	0.172	0.152	0.253	0.167	0.490
Yanagimachi's Dilated_DG1SIFT	0.212	0.168	0.276	0.183	0.503
Yoon's HOG-SC	0.220	0.167	0.286	0.182	0.513
Yoon's HOG-SC	0.312	0.215	0.335	0.225	0.554

表 6 SHREC2012 数据方法评价结果

表 7 SHREC2013 数据方法评价结果

NN	FΤ	ST	E	DCG
0.201	0.115	0.176	0.100	0.370
0.164	0.097	0.149	0.085	0.348
0.132	0.082	0.131	0.075	0.331
0.132	0.077	0.124	0.074	0.327
0.053	0.038	0.068	0.041	0.279
0.023	0.019	0.036	0.019	0.240
	NN 0. 201 0. 164 0. 132 0. 132 0. 053 0. 023	NN FT 0. 201 0. 115 0. 164 0. 097 0. 132 0. 082 0. 132 0. 077 0. 053 0. 038 0. 023 0. 019	NN FT ST 0. 201 0. 115 0. 176 0. 164 0.097 0. 149 0. 132 0.082 0. 131 0. 132 0.077 0. 124 0.053 0.038 0.068 0.023 0.019 0.036	NN FT ST E 0. 201 0. 115 0. 176 0. 100 0. 164 0. 097 0. 149 0. 085 0. 132 0. 082 0. 131 0. 075 0. 132 0. 077 0. 124 0. 074 0. 053 0. 038 0. 068 0. 041 0. 023 0.019 0. 336 0. 019

表 8 SHREC2014 数据方法评价结果

方法名称	NN	FΤ	ST	Е	DCG
Our Method	0.134	0.096	0.146	0.072	0.347
Furuya- BF-fGALIF	0.115	0.051	0.078	0.036	0.321
Li's SBR-VC($\alpha = 1$)	0.095	0.050	0.081	0.037	0.319
Tatsuma SCMR-OPHOG	0.160	0.115	0.170	0.079	0.376
Zou BOF-JESC (Words1000_VQ)	0.082	0.038	0.062	0.027	0.304

评价结果比较.表 8 为本文方法和 SHREC2014 各 方法的评价结果比较.

5.5 检索结果及系统

针对本文算法,我们利用原型系统进行验证,数 据集为 SHREC2012 扩展三维模型数据.如图 17 为 利用原型系统进行草图检索的 4 个结果示例.其中左 上角为草图绘制区域,草图绘制过程中利用 Bezier 曲 线函数对离散的象素进行去噪光滑处理,右侧为检 索出的与绘制草图最相似的三维模型线图,且按照 相似度大小顺序排列,每个线图所代表的三维模型 显示在左下角位置.左下角为选择右侧线图所对应 的三维模型绘制结果,鼠标点击不同的草图检索结 果可浏览其线图所对应的三维模型.

右侧的三维模型线图是由三维模型的深度图像 计算得到,如图 18 为利用草图进行检索结果及对应 的深度图和三维模型本身.图 19 为更多草图检索结 果示例,



图 17 检索结果原型验证系统





图 19 草图检索部分结果示例

6 总 结

根据用户手绘草图获取相似三维模型排序结 果,是虚拟现实技术领域近年来的一个热点问题,为 越来越多三维模型数据的准确查找和重用提供了重 要的技术手段,且符合用户使用习惯.本文提出一种 基于多方向多尺度的局部特征计算方法,首先根据 线图在不同方向上的滤波计算突出形状的几何差 异;其次利用局部区域金字塔结构,从不同尺度上计 算形状特征,克服尺度缩放及局部尺度差异对检索 的影响;最后再利用梯度直方图的链接描述局部形 状特征,从而提高形状特征表达能力,突出形状局部 细节特征描述.在三维模型轮廓线图生成过程中针 对三维模型分辨率差异较大的问题,提出一种优化 的线图生成方法,首先对三维模型不同方向上提取 深度图像,其次利用高斯差分计算边缘图像,最后利 用曲线逼近对图像边缘进行光滑去嗓,提高了线图 的描述能力.而针对图像特征向量为稀疏向量无法 通过欧氏距离计算达到满意相似度结果的问题,提 出对特征向量进行特征量化并进行加权索引存储, 并根据加权索引值计算相似度值,提高了相似度比 较的有效性.

经实验证明,本文检索方法能够取得令人满意 的检索效果,如图 18 所示,部分检索结果虽出现误 差,但形状却比较相似,例如检索"海豚"的最后一 个结果,检索"钳子"的第9、10、11 个结果.但是这些 检索误差虽然按照形状相似的原理能够解释接受, 但是对于用户来说这种误差不应该出现.Wang 等 人^[37]也发现了这一问题,并在其文章中利用神经网 络算法筛选合适的三维模型投影图进行检索,并取 得了非常有效的进展,针对这一问题,我们下一阶段 的研究重点将会引入语义信息对检索结果进行再排 序,从而满足用户需求.

致 谢 特别感谢美国国家标准与技术研究所的 Li B 提供 SHREC 草图检索数据集合与检索评价测 试代码.感谢 Intel 中国公司张东东为项目检索平台 搭建所做出的特别贡献!

参考文献

for 3D models. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(1): 83-105

- [2] Xie X, Xu K, Mitra N J, et al. Sketch-to-design: Contextbased part assembly. Computer Graphics Forum, 2013, 32(8): 233-245
- [3] Shin H, Igarashi T. Magic canvas: Interactive design of a 3-D scene prototype from freehand sketches//Proceedings of the Graphics Interface 2007 Conference. Montreal, Canada, 2007: 63-70
- [4] Xu K, Chen K, Fu H, et al. Sketch2Scene: Sketch-based co-retrieval and co-placement of 3D models. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 123
- [5] Li B, Schreck T, Godil A, et al. SHREC'12 track: Sketchbased 3D shape retrieval//Proceedings of the 5th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Cagliari, Italy, 2012: 109-118
- [6] Li B, Lu Y, Godil A, et al. SHREC'13 track: Large scale sketch-based 3D shape retrieval//Proceedings of the 6th Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval. Girona, Spain, 2013: 89-96
- [7] Li B, Lu Y, Li C, et al. SHREC'14 track: Extended large scale sketch-based 3D shape retrieval//Proceedings of the Eurographics 2014 Workshop on 3D Object Retrieval. Strasbourg, France, 2014: 121-130
- [8] Li B, Lu Y, Li C, et al. A comparison of 3D shape retrieval methods based on a large-scale benchmark supporting multimodal queries. Computer Vision and Image Understanding, 2015, 131: 1-27
- [9] Li B, Lu Y, Godil A, et al. A comparison of methods for sketch-based 3D shape retrieval. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 119: 57-80
- [10] Tangelder J W, Veltkamp R C. A survey of content based 3D shape retrieval methods. Multimedia Tools and Applications, 2008, 39(3): 441-471
- Yoon S M, Kuijper A. Sketch-based 3D model retrieval using compressive sensing classification. Electronics Letters, 2011, 47(21): 1181-1183
- [12] Li B, Johan H. Sketch-based 3D model retrieval by incorporating 2D-3D alignment. Multimedia Tools and Applications, 2013, 65(3): 363-385
- [13] Toldo R, Castellani U, Fusiello A. Visual vocabulary signature for 3D object retrieval and partial matching//Proceedings of the 2nd Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Munich, Germany, 2009; 21-28
- [14] Lavou G. Bag of words and local spectral descriptor for 3D partial shape retrieval//Proceedings of the 4th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Llandudno, UK, 2011: 41-48
- Eitz M, Hildebrand K, Boubekeur T, et al. A descriptor for large scale image retrieval based on sketched feature lines// Proceedings of the 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Modeling and Interaction. New York, USA, 2009;

29-36

2464

- [16] Furuya T, Ohbuchi R. Similarity metric learning for sketchbased 3D object retrieval. Multimedia Tools and Applications, 2015, 74(23): 10367-10392
- [17] Kang Y, Xu C, Lin S, et al. Component Segmentation of Sketches Used in 3D Model Retrieval. New York, USA, 2015. 61-64
- [18] Li B, Lu Y, Ghumman A, et al. 3D sketch-based 3D model retrieval//Proceedings of the International Conference on Multimedia Retrieval. Shanghai, China, 2015: 555-558
- [19] DeCarlo D, Finkelstein A, Rusinkiewicz S, et al. Suggestive contours for conveying shape//Proceedings of the ACM SIGGRAPH 2003 Papers. San Diego, USA, 2003: 848-855
- [20] Saavedra J M, Bustos B, Schreck T, et al. Sketch-based 3D model retrieval using keyshapes for global and local representation//Proceedings of the 5th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Cagliari, Italy, 2012: 47-50
- [21] Yoon S, Scherer M, Schreck T et al. Sketch-based 3D model retrieval using diffusion tensor fields of suggestive contours//Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia. New York, USA, 2010: 193-200
- [22] Judd T, Durand F, Adelson E. Apparent ridges for line drawing. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3), 19
- [23] Eitz M, Richter R, Boubekeur T, et al. Sketch-based shape retrieval. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 1-10
- [24] Shao T, Xu W, Yin K, et al. Discriminative sketch-based 3D model retrieval via robust shape matching. Computer Graphics Forum, 2011, 30(7): 2011-2020
- [25] Ma Zi-Ping, Kang Bao-Sheng, Ma Jin-Lin. 3D model retrieval based on W-system and Volume Descriptors invariance of Fourier transform. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(4): 609-616(in Chinese) (马自萍,康宝生,马金林. W-系统矩和 Fourier 变换下 Volume Descriptors 不变特征的三维模型检索. 计算机辅助 设计与图形学学报, 2014, 26(4): 609-616)
- [26] Wang F, Lin L, Tang M. A new sketch-based 3D model retrieval approach by using global and local features. Graphical Models, 2014, 76(3): 128-139
- [27] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant



FAN Ya-Chun, born in 1978, Ph.D., lecturer. Her main research interest is computer graphics and virtual reality. keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110

- [28] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features(SURF). Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359
- [29] Ohbuchi R, Furuya T. Scale-weighted dense bag of visual features for 3D model retrieval from a partial view 3D model// Proceedings of the IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops. Kyoto, Japan, 2009; 63-70
- [30] Furuya T, Ohbuchi R. Visual saliency weighting and crossdomain manifold ranking for sketch-based image retrieval// Gurrin C, Hopfgartner F, Hurst W, et al, eds. MultiMedia Modeling. Springer International Publishing, Dublin, Ireland, 2014; 37-49
- [31] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: 2005: 886-893
- Rui H, Tinghuai W, Collomosse J. A bag-of-regions approach to sketch-based image retrieval//Proceedings of the 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels, Belgium, 2011: 3661-3664
- [33] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Representing shape with a spatial pyramid kernel//Proceedings of the 6th ACM International Conference on Image and Video Retrieval. Amsterdam, The Netherlands, 2007: 401-408
- [34] Eitz M, Hays J, Alexa M. How do humans sketch objects?. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 1-10
- [35] Shilane P., Min P., Kazhdan M., et al. The princeton shape benchmark//Proceedings of the Shape Modeling Applications. Genova, Haly, 2004: 167-178
- [36] Eitz M, Hildebrand K, Boubekeur T, et al. Sketch-based image retrieval: Benchmark and bag-of-features descriptors. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(11): 1624-1636
- [37] Wang F, Kang L, Li Y. Sketch-based 3D shape retrieval using convolutional neural networks//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, USA, 2015; 1875-1883

TAN Xiao-Hui, born in 1977, Ph.D., lecturer. Her main research interest is computer graphics.

ZHOU Ming-Quan, born in 1954, professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include virtual reality and computer visualization.

ZHENG Xia, born in 1979, Ph. D., lecturer. Her main research interests include computer graphics and digital heritage protection.

Background

3D model retrieval is referred to virtual reality, computer graphics and computer vision methods. As the rapid increase of 3D model, the ability of retrieval suitable 3D model from large dataset has become more and more crucial in virtual reality applications. Such as 3D object designing and printing, 3D virtual scene building, et al. In fact, sketch is the more natural way for 3D model retrieval. Sketch based 3D model retrieval has been developed quickly in recent years with the touch inputting machines. However, facing the large complicated 3D dataset, current retrieval approaches can't do as well as what they have done in small simple 3D dataset. Effective and real time sketch-based 3D model retrieval is challenging.

In this paper, we proposed a novel method to sketchbased retrieve. It is a local method. Moreover, the shape feature was scale invariant and multi-orientation. Because that shape feature extracting was simple and no time costing procedure in online retrieval, to large dataset, we can do that what you draw is what you get. Our line drawing extracting method was not only doing well in high resolution 3D model, but also doing well in low resolution 3D model. It was suitable for complicated 3D dataset. We had tested our method in three different datasets. Our method got good precision and recall score in both small simple dataset and large complex dataset.

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos. 61001168 and 61202198 and the Fundamental Research Funds for the Central Universities of China under Grant No. 2013YB67. These projects aim to analysis the feature of image and 3D model, through it to implement effective 3D model retrieval and rapid 3D scene modeling. The team has published some papers of the related research problems in respectable international journals and conferences.