

一种 SVM 学习框架下的 Web3D 轻量级模型检索算法

周文, 贾金原

(同济大学软件学院, 上海 201804)

摘要: 随着 Web3D 技术的发展, 对于互联网检索三维模型的需求越来越迫切, 特别是基于草图的模型检索. 本文对基于草图的三维模型检索相关技术进行了研究, 提出了三维模型轻量化处理算法、基于支持向量机三维模型最佳视点选择算法. 本文首先对模型进行简化处理, 投影三维模型为多个视点图像. 其次, 使用支持向量机在草图数据集上学习规则, 并根据规则进行相应的视点图像分类, 获得最佳视点图像. 再次, 对视点图像提取梯度直方图特征并进行 K-means 聚类 and 索引, 减少特征空间, 获得三维模型的特征字典. 最后, 在开源数据集上进行相关的实验并对结果进行分析, 相关结果表明方法具有很强鲁棒性、准确性.

关键词: 基于草图的三维模型检索; 支持向量机; 简化; 梯度直方图; 特征字典

中图分类号: TP391.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)01-0092-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.01.012

Web3D Lightweight for Sketch-Based Shape Retrieval Using SVM Learning Algorithm

ZHOU Wen, JIA Jin-yuan

(School of Software Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: With the rapid development of Web3D technology, the demand to use and retrieve 3D model is becoming urgent. Especially, sketch-based shape retrieval is very important. In the paper, a framework is proposed, which includes lightweight for shape, SVM-based learning algorithm. In particular, the model is simplified and then projected into multi-views images. Besides, a SVM classifier is used to classify these images. Moreover, histogram of oriented gradient (HOG) features is extracted from the input sketch image. Furthermore, K-means algorithm is used to cluster and index these features in order to generate a features dictionary. Finally, the related experiments are conducted to verify the feasibility of the approach in open source datasets. The result shows that the proposed method is robust and superior, compared with other methods.

Key words: sketch-based shape retrieval; SVM; simplified; HOG; features dictionary

1 引言

随着“互联网+”时代的到来,“互联网+3D”也被提出,即 Web3D 技术.有别于传统的 3D 技术,Web3D 更加依赖于浏览器.然而很多瓶颈问题仍需要解决,如有限的内存和带宽与 3D 模型日益复杂之间的矛盾;加载和传输高质量的模型耗时与用户对高质量体验的需求之间的矛盾.

在三维模型检索研究方面,海量模型获取需要对模型进行分类和标注,而模型标注又存在很大的主观性和不确定性.基于草图的三维模型检索是根据用户简单勾

勒外形,然后以此作为输入来检索三维模型.这种方法的便捷性使得它具有很强的研究价值和实用价值.

本文提出了轻量化三维模型的方法,对三维模型进行简化处理,减少三维模型的规模,同时不破坏模型本身的主要特征.在检索方面,提出了基于 SVM (Support Vector Machine) 的最佳视点选择方法,能够自动识别好的特征视点,剔除掉不好的特征视点.

2 相关研究

2.1 三维模型简化

Kettner^[1]提出了基于半边数据结构的网格模型的

网格简化算法. Hoppe 等人^[2]提出了渐进式网格的方法,但该方法很难区分具有很高曲率的曲面模型. WEN 等人^[3]提出了轻量级渐进式网格,通过对于网格部分构件可重用的机制,减少网格简化的程度,提高了网格简化的时间. Morigi 等人^[4]提出了新的改进方法,在 p-Laplacian 正则化运算下,基于网格表面演化的简化机制和黎曼几何的网格表面流形分层次的网格简化算法,该算法可以自适应的简化几何拓扑结构,但这种方法的计算时间较长.

2.2 检索特征算子

Eitz 等人^[5,6]实现了基于草图的三维模型检索,使用 BOWs (词袋) 框架和一些局部特征,包括梯度直方图 (HOG) 和它的改进型、GALIF (局部线条的 Gabor 特征描述特征算子). LI 等人^[7]使用了“view Context”方法,在基于相对外形上下文匹配的 2D-3D 匹配之前,让草图和 3D 模型某个 viewpoints 对齐操作. LI 等人^[8]进一步改进基于草图的三维模型检索方法,在草图和模型匹配之前,对草图进行识别工作,但作为一种全局特征,需要更多的计算时间且该方法没有考虑到 Web3D 的特殊情况.

SIFT 算子 (尺度不变特征变换算子)^[9] + BOWs 框架已经被应用到很多计算机视觉领域中,同时也为了提高检索的准确度、效率和优化内存使用,该框架也被应用到大规模图像的检索场景中. JEGOU 等人^[10]提出了一种通过聚集 SIFT 局部特征的新颖的图像表示方法. 在特征向量大小相同的情况下,它明显比 BOWs 方法表现出更好的性能. 另外,Ohbuchi 等人^[11]提出了许多对于 3D 模型检索领域内的 SIFT 算子的改进方法,如 Dense SIFT (DSIFT)、Grid SIFT (GSIFT)、One SIFT (1SIFT),这些方法都具有很好的检索性能. 但这些方法提取特征的速度很慢.

另外,Wang 等人^[12]提出了基于卷积神经网络 CNN 的模型与草图学习算法,建立模型与草图的对应关系. 但该方法假设所有模型的姿态都是直立的.

HOG^[13]开始被提出是应用在人脸探测上,这是一种基于局部特征的特征算子. Eitz 等人^[14]提出了一种简化的 HOG 算子 (SHOG),它仅仅关心 HOG 算子的梯度方向分布. 这种方法可以减少算子提取时间. Eitz 等人^[15]对相关算子进行了对比,包括 HOG 算子、SHOG 算子、局部 shape context 和一种被称为 Spark 算子的改进型的 shape context,结果表明 HOG 算子是一种最好的草图特征算子.

2.3 模型视点

Dutagaci 等人^[16]提出了 7 种不同的最佳视点算法的 benchmark,比较了 7 种不同的基于最佳视点的方法,但得出了每一种算法只能对某种几何特征的模型有更好的处理效果,不存在普适的方法. 刘志等人^[17]提出了基于分类器的 3D 模型的最佳视点的自适应选择方法. Zhao 等人^[18]提出了基于学习算法的最佳视点选择方法,该方法通过学习草图数据集,获得人们绘制草图的偏好习惯,形成分类规则,然后通过分类规则来对模型多视点进行相应的分类.

3 框架的概述

本文提出了基于 SVM 学习算法的轻量级三维模型检索框架,如图 1 所示. 整体框架由在线和离线 2 个部分组成.

在线部分中,主要是对草图进行相应的预处理,包括草图细分处理、基于 Sobel 算子的边缘检测. 离线部分主要包括三维模型简化处理、基于学习算法的视点分类、BOWs 框架构建、视点投影.

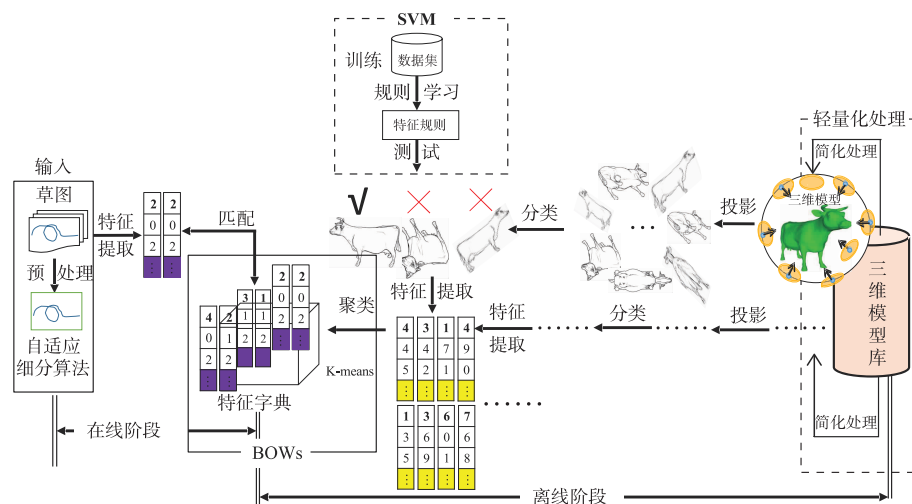


图1 框架的整体结构

4 关键算法

4.1 简化处理

本文采用十字链表结构来建立模型面片的点边索引,有别于传统的半边数据结构^[1],查找十字链表在时间复杂度上更小,简化速度要更快.同时,使用大根堆来进行堆排序操作.堆排序的时间复杂度是 $O(n\log^n)$,优于冒泡等排序算法.为了计算简化算法边权重,使用 QEM 算法^[2]和网格的主曲率.图 2 是基于 QEM 的三维模型简化的基本流程图.

Lee 等人^[19]提出网格显著度概念,通过计算基于高斯权重的平均曲率,选择网格中具有明显特征的点.本文同样使用了网格显著度,但用主曲率来代替高斯曲率.

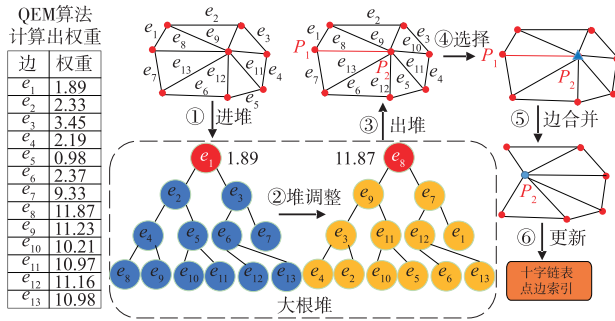


图2 模型简化基本流程

如图 3 所示,在沿着切线向量上,法向量发生变化很大,称沿着法向量变化率为法线曲率(黄色曲线),这个法线曲率的极值,称为主曲率.

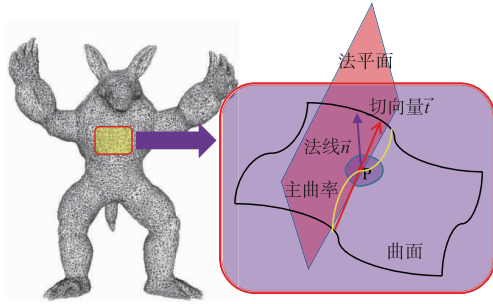


图3 网格主曲率的计算

在点 P 处,雅可比矩阵为

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \\ \frac{\partial z}{\partial u} & \frac{\partial z}{\partial v} \end{bmatrix} = [\Psi_u \quad \Psi_v].$$

定义运算

$$I = J^T J = \begin{bmatrix} \Psi_u^T \Psi_u & \Psi_u^T \Psi_v \\ \Psi_u^T \Psi_v & \Psi_v^T \Psi_v \end{bmatrix} \text{为向量的内积操作.}$$

$$\text{定义运算 } \Theta = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \Psi_u}{\partial u^2} & \frac{\partial^2 \Psi_u}{\partial u^2 \partial v} \\ \frac{\partial^2 \Psi_u}{\partial u^2 \partial v} & \frac{\partial^2 \Psi_u}{\partial v^2} \end{bmatrix} \text{为向量的外积操作.}$$

则切线向量上的法线曲率,如式(1)所示.

$$\kappa_n = \frac{\vec{t}^T \Theta \vec{t}}{\vec{t}^T \vec{t}} \quad (1)$$

对 κ_n 求取极值,方程 $d\kappa_n/d\vec{t} = 0$ 的解就是主曲率,其中最大值为 k_1 ,最小值为 k_2 . 则平均曲率 $H_k = (k_1 + k_2)/2$ 、高斯曲率 $S_k = k_1 * k_2$. 为了更好表示和快速的获取相关区域,将平均曲率和高斯曲率转化为 HSV 颜色模型来表达.

$$H = \alpha * \tan^{-1} \frac{H_k * H_k - S_k}{H_k * H_k * \text{Sgn}(H_k)} \quad (2)$$

$$S = 2\pi \tan^{-1} (2 * H_k * H_k - S_k) \quad (3)$$

其中, α 是一个经验值,本文中设置 $\alpha = 0.75$, $\text{sgn}(\cdot)$ 函数表示自变量的符号,如果 $H_k \geq 0$,则 $\text{sgn}(H_k) = 1$,反之,则 $\text{sgn}(H_k) = -1$. 获取了 HSV 颜色模型后,转化成 RGB 颜色模型,这样就获取了网格的主曲率颜色变化图. 选择边为红色表示不能进行简化的关键点.

模型简化过程中,过度简化会影响模型网格的结构,导致网格遭到破坏.破坏后的网格基本结构发生了变异.所以提出一种自适应规则提取算法,保证网格整体不会出现非流形网格或者网格断裂等情况.

如果简化网格的顶点最大邻接面数超过阈值 τ ,就会出现非流形网格或者网格断裂.

本文考虑了原始模型的顶点最大邻接面数和简化后模型的面片总数 2 个因素. 为了达到很好的简化效果,保持模型基本形态,必须保证简化过程中,面片总数减少时,顶点的最大邻接面不会显著增加. 当某个顶点的最大邻接面显著增加,或面片总数显著减少时,可能会出现非流形网格或者网格断裂. 所以,将二者中变化最大的量作为阈值来度量简化过程,实现自适应的简化. 如式(4)所示.

$$\tau = \max \left\{ \alpha * \max_{|i| \leq i \leq N} \varphi_i^k, \beta * \min_{|k| \leq k \leq M} \Delta_k \right\} \quad (4)$$

其中 α, β 是经验值,对 SHREC 2016 模型数据集上 500K ~ 10M 范围内的模型进行测试实验,取 $\alpha = 2, \beta = 0.005$ 可以取得很好的结果. φ_i 表示原始简化网格中第 i 个顶点的邻接面数. Δ_k 表示第 k 次简化后,网格的面片数. φ_i^k 则表示第 k 次简化后网格的第 i 个顶点的邻接面数. M, N 分别表示网格简化的次数和网格总的顶点数.

4.2 SVM 学习算法

由于模型是三维数据,而输入草图是二维图像,存在维度不对称的问题,采用的方法是将三维模型转化

为二维视点图像。

投影过程中将丢失维度数据,所以单张视点图像表达三维模型往往是不准确的.从多个视点图像中提取最佳视点图像成为检索的关键技术.算法处理流程如图 4 所示.

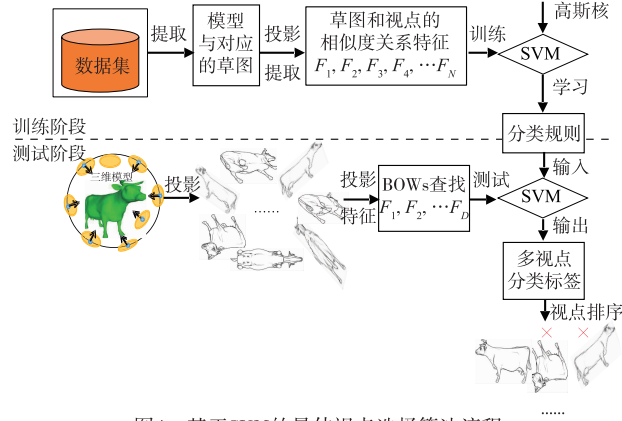


图4 基于SVM的最佳视点选择算法流程

4.2.1 相似度量方法

对于每幅轮廓图 c_i , 使用 Harris-Laplace 算子计算出所有该图中的关键点. 每 2 个关键点构成一个轮廓组, 则整个轮廓图可以表示为包含关键点的轮廓组集合 K_i . 每 2 个轮廓组的相似关系表示为式(5):

$$d_{app}(g_i, g_j) = \exp\left(-\frac{d_{spa}^2(g_i, g_j)}{2\sigma_{spa}^2}\right) \cos(\theta_i - \theta_j) \quad (5)$$

其中, θ_i, θ_j 分别表示轮廓组 g_i, g_j 的边缘方向, $d_{spa}(g_i, g_j)$ 是两轮廓组归一化后在各自轮廓图中平均位置的欧式距离, 且其中 σ_{spa} 的值为 0.2. 则对任意两个轮廓图 c_i, c_j , 他们的上下文特征信息相似度可表示为式(6).

$$s_{key}(c_i, c_j) = \frac{1}{|k_i|} \sum_{\{g_i^x\} \in k_i} \max_{\{g_j^y\} \in k_j} d_{app}^4(g_i^x, g_j^y) \quad (6)$$

4.2.2 最佳视角分类器

为了学习出一个有效的能用于三维模型最佳视角分类的分类器, 需要提供训练所需的正负样本. 首先, 对于每一个在数据集中的三维模型 $m_i \in M$, 在其包围球面上均匀地选取 K 个视角, 并且为每个视角 $v_i^k \in V_i$ 计算轮廓图 $c_i^k \in C_i$. 通过实验, 取 K 的值为 300 时产生最为稳定的结果. 然后, 对于每个属于三维模型 m_i 的草图 $s_i^j \in S_i$ 使用式(6)定义的相似度量方法计算每个 s_i^j 和 c_i^k 匹配对的相似度, 则一副草图 s_i^j 是从三维模型的视角 v_i^k 被绘制出来的可能性可定义为: 对于每个 $v_i^m \in V_i$,

$$p(s_i^j, v_i^k) = \frac{S_{key}(s_i^j, c_i^k) - \min_{m \in K} S_{key}(s_i^j, c_i^m)}{\max_{m \in K} S_{key}(s_i^j, c_i^m)} \quad (7)$$

其中 c_i^k 表示从三维模型视角 v_i^k 计算所得的轮廓图. 这被视作为草图 s_i^j 与视点 v_i^k 映射概率.

显然, 当 $p(s_i^j, v_i^k) \geq 0.9$ 时, 草图 s_i^j 与三维模型的视角 v_i^k 可以认为形成了正确的映射. 所以, 把所有满足此约束条件的映射对作为训练时的正样本. 为了收集负样本数据, 需要计算对于草图集合 S_i 上的所有 $p(s_i^j, v_i^k)$ 的平均值, 当三维模型视角 v_i^k 与所有草图的映射概率的平均值小于一个固定阈值时, 则把此视角映射对作为负样本. 对于任意三维模型视角 v_i^k , 整个采样策略可以概括为如下决策函数.

$$\theta(v_i^k) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists s_i^m \in S_i, p(s_i^m, v_i^k) \geq 0.9 \\ 0, & \text{if } \forall s_i^m \in S_i, p(s_i^m, v_i^k) \leq \xi \\ \text{null}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\theta(v_i^k) = 1$ 表示将 v_i^k 映射对作为正样本, 取 0 则表示将其作为负样本, 且通过实验分析, 将阈值 ξ 的值设置为 0.1.

4.2.3 学习算法

在训练数据集中, 随机地从正负样本中选出总计一百万个关键上下文信息描述子. 然后, 使用 K-means 聚类算法将这些描述子构建出一个上下文信息词汇表 (BOWs). 词汇表的大小 $|W|$ 直接影响了后续分类结果的精度, 本文将 $|W|$ 的值固定在 1000.

令 h_i^k 表示三维模型视角 v_i^k 由 BOWs 框架计算出的特征向量, 目标是学习出一个评价函数 $Score(v_i^k) \in [0, 1]$ 来为每一个候选的三维模型视角预测出人们从该视角手绘此三维模型的可能性. 基于 SVM 定义三维模型最佳视角评价函数为:

$$Score(h_i^k) = t \cdot h_i^k - b \quad (9)$$

其中 t 和 b 分别是由训练所求得的相关系数和有偏系数.

4.2.4 最佳视角的排序与选取

为了返回的结果中尽可能地包含所有输入三维模型的不同最佳视角, 则在对三维模型视角进行排序时, 需要考虑多样性特点, 鼓励排名较高的那些三维模型视角尽可能地分布在三维模型的不同位置. 令 S_i 表示使用式(9)为三维模型视角 v_i 计算所得的初始得分, 引入了一个新的评价函数 t_i , 其定义为:

$$t_i = s_i + \Delta(\alpha(v_i)) \quad (10)$$

其中 $\alpha(v_i)$ 是一个相似函数, 其作用是为了在结果中获取相似三维模型视角的得分; 而 $\Delta(\cdot)$ 是一个单调递减的函数, 它被用来控制相似函数. 在本文中定义 $\Delta(x) = \exp(-x^2/2\sigma^2)$, 其中 σ 的值为 0.1. 相似函数则可写成:

$$\alpha(v_i) = \max_{\{v_j | v_j \in T\}} IoU(v_i, v_j) \quad (11)$$

其中 T 是一系列视角的集合, 集合中的每个三维模型视角的排名都高于给定的视角 v_i . IoU (Intersection over Union) 被用来度量两个三维模型的视角是否相

似, IoU 被定义为两三维模型视角投影面积的交集除以它们的并集. 显然, 函数 $\Delta(\cdot)$ 在对模型视角进行排序时会将与排名靠前视角非常相似的候选视角进行得分惩罚, 从而达到压抑相似视角的作用, 通过函数 $\Delta(\cdot)$ 使得新的评价函数 t_i 将视角的多样性考虑在内.

5 实验结果及分析

实验中, 使用的计算机配置为英特尔酷睿 I5-M580 处理器, 内存大小为 8G, 网络带宽在 4M. 本文使用了 C++ 程序实现了核心算法, SVM 和 K-means 算法调用了 OpenCV 2.4 ml 模块.

5.1 自适应的模型简化处理

MeshLab 软件是最著名的三维模型处理软件, 它的模型简化模块是基于 half-edge 数据结构和 QEM 算法, 和本文提出的算法在数据结构有差异, 同时没有考虑到主曲率等因素, 而且也不能够自适应的进行简化操作.

5.1.1 点边索引结构的构建

提出的数据结构算法, 使用了十字链表结构表示点边索引. 目的是为了提高算法计算效率, 减少时间. 表 1、表 2 分别为测试模型的基本信息和模型构建数据结构在时间和空间上对比.

表 1 实验模型信息

模型	顶点数	面片数	大小(M)
Airplane	6796	13546	0.41
Girl	15516	31028	0.99
Horse	9699	19362	0.61
Clothing	352465	515035	63.71

表 2 数据结构构建时间和空间对比

模型	时间(ms)		占用内存(KB)	
	Ours	Others[1]	Ours	Others[1]
Airplane	97	301	122	54
Girl	103	587	154	124
Horse	98	299	132	77
Clothing	731	5608	3021	2919

从上表的结果不难发现, 提出的方法占用了更多的内存空间. 但构建半边数据结构由于需要计算网格边界, 需要消耗一定的时间, 所以提出的方法在构建时间上具有很大的优势.

5.1.2 模型简化算法

模型简化算法是一种经典的计算机图形学方法, 我们对提出的算法和 MeshLab 软件的简化模块在时间

消耗进行对比. 在图 5 中, 选取飞机模型在 MeshLab 上做了相关实验, 同时程序运行的也在同一个模型做了实验, 发现本文提出的方法在时间消耗更少.

下面进行有关结果分析, MeshLab 软件的简化模块是基于 Half-Edge 数据结构的 QEM 算法下的简化算法. 而本文采用了十字链表结构, 该结构非常适合表示稀疏矩阵的数据结构, 且查找时间复杂度很小, 故提出的方法在时间具有一定的优势.

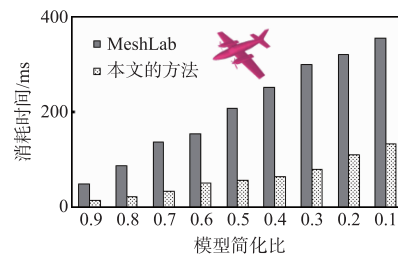


图5 飞机模型的简化时耗图

图 6、7 是对模型投影成视点图像在计算时间和投影效果指标上的实验结果.

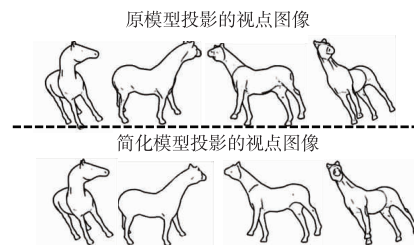


图6 模型投影成视点图像的对比

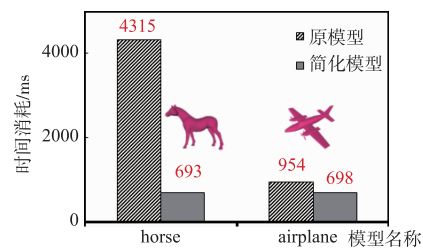


图7 模型提取视点时耗对比

5.2 基于 SVM 学习算法的视点分类

本节中分别使用不同的三维模型最佳视角选取算法来进行三维模型检索测试, 这些方法包括均匀分布的视角、最佳视角分类器^[5]、基于模型显著性的方法^[19]、基于互联网图片的方法^[20]和我们提出的方法. 对于每个方法, 通过不停地调整其参数来得到不同个数的最佳视角, 直到所有方法的查准/查全率 (PR) 曲线包含面积 AUC (Area Under the Curve) 指标都近似于 0.2, 显然, 使用越少三维模型视角个数就能达到此标准的 AUC 检索性能指标的视角选取算法的性能越好, 结果如表 3 所示.

表 3 最佳视角选取算法性能对比

方法	AUC	视点个数
均匀分布的视角	0.24	52
模型显著性的方法	0.21	36
最佳视角分类器	0.23	18
基于互联网图片的方法	0.24	16
本文的方法	0.25	8

上表中,提出的算法比其余方法最少节约了近两倍的视角个数,比均匀分布的视角选取方法节约了六倍的视角个数,这就证明了提出的方法在视角选取准确度上具有很大的优势.图 8 展示了使用不用三维模型最佳视角选取算法所取得的结果.

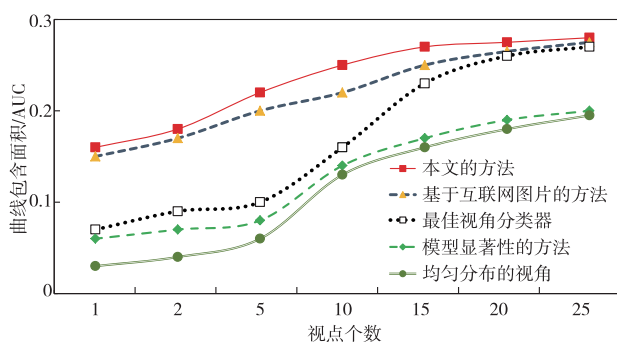


图8 最佳视角选取算法取不同视角个数的AUC

5.3 基于草图的模型检索

在本节中,使用的三维模型数据集分别来自于普林斯顿大学 PSB 数据集^[21]、国立台湾大学^[22]和 SHREC2013 数据集.同时,实现了 HOG 算子在没有使用 SVM 进行视点分类,而是直接使用所有特征视点,然后用 BOWs 框架生成特征字典的方法,简称这个方法为 HOG 方法.同样,实现了 SIFT 算子方法和 SHOG 算子方法,也分别用 BOWs 架生成特征字典,分别简称为 SIFT 方法和 SHOG 方法.这些方法都均匀地提取了 30 个特征视点.

为了验证提出的方法在时间响应的优势,分别在 SHREC2014 数据集和 SHREC2016 数据集上做了系统响应的对比实验.实验比较了一些主流的方法,包括 BF-GALIF^[5], CNN^[12], HOG^[13], FD-SIFT^[23], HELO^[23], FDC^[23], SBR-VC^[23].图 9、10 的实验结果表明提出的方法是可行的、鲁棒的.提出的算法能够优于其他的算法,主要是进行基于 SVM 的最佳视点的选择,剔除了不好的视点,这些不好的视点对检索准确性有很大的干扰作用.

图 11、12 表明提出的方法和其他主流方法在准确率上和平均响应时间上对比实验,尽管我们的方法在准确率上并不优于 CNN 方法,但在时间响应上,由于

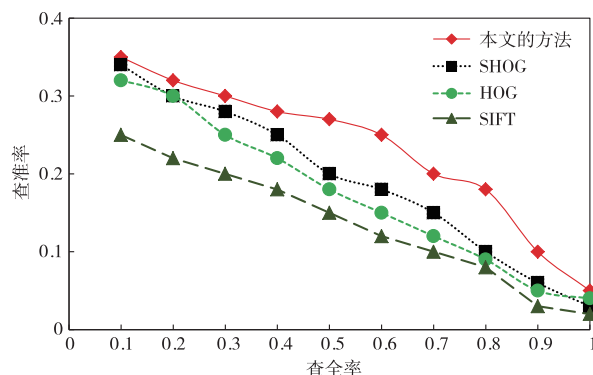


图9 普林斯顿数据集上查全率-查准率指标的对比实验

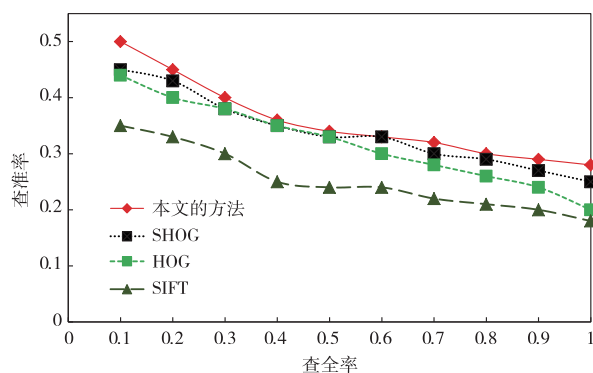


图10 台湾国立大学数据集上查全率-查准率指标的对比实验

CNN 方法主要依靠大量的数据学习来提高检索的准确率,而这一过程需要耗费一定的时间.另外, CNN^[12]对检索的目标模型姿态假设全部是直立的,在实际应用中,这是很难保证的.

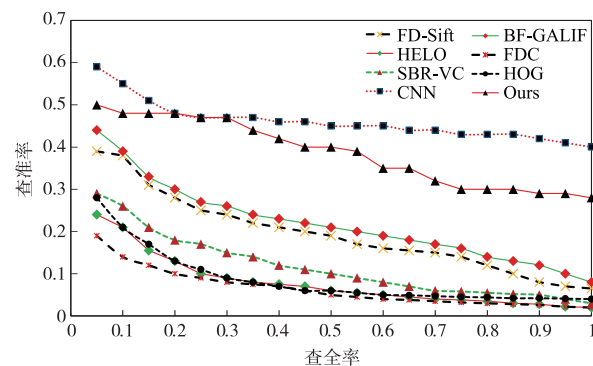


图11 SHREC 2013数据集上检索在查全率-查准率上对比实验

6 总结

面向 Web3D 的模型需要轻量化处理,本文提出了基于十字链表的自适应简化算法,简化后的模型在提取特征上具有时间优势,可以缩短海量三维模型特征提取过程.同时,提出了一种基于 SVM 的最佳视点选择算法,通过在数据集上进行相关学习,剔除不好的视点图像,减少视点数量,提高检索的准确率.最后,通过实

验,结果表明提出的方法是可行的、准确的。

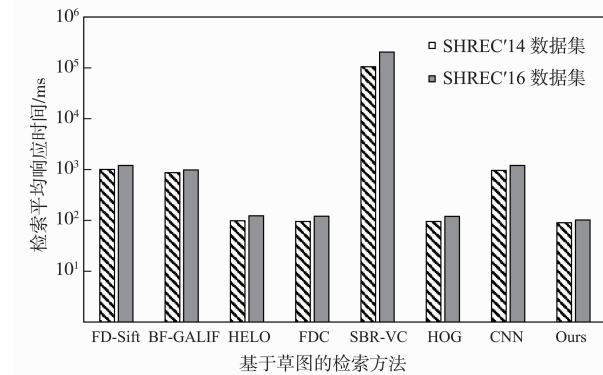


图12 SHREC 2014和SHREC 2016数据集上检索平均响应时间

参考文献

- [1] KETTNER L. Using generic programming for designing a data structure for polyhedral surfaces [J]. *Computational Geometry*, 1999, 13(1): 65 – 90.
- [2] HOPPE H. Progressive meshes [A]. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques SIGGRAPH* [C]. USA: ACM, 1996. 99 – 108.
- [3] WEN Lai-xiang, JIA J, et al. LPM: Lightweight progressive meshes towards smooth transmission of Web3D media over Internet [A]. *Proceedings of ACM SIGGRAPH International Conference on Virtual-Reality Continuum and Its Applications in Industry* [C]. USA: ACM, 2014. 99 – 104.
- [4] MORIGI S, RUCCI M. Multilevel mesh simplification [J]. *Vis Computer*, 2014, 30(5): 479 – 492.
- [5] EITZ M, HILDEBRAND K, BOUBEKEUR T, ALEXA M. Sketch-based 3D shape retrieval [A]. *2010 Proceedings of SIGGRAPH* [C]. USA: ACM, 2010. 5 – 6.
- [6] EITZ M, HILDEBRAND K, BOUBEKEUR T, ALEXA M. An evaluation of descriptors for large-scale image retrieval from sketched feature lines [J]. *Computer Graph*, 2010, 34(2): 482 – 498.
- [7] LI B, JOHAN H. View context: a 3D model feature for retrieval [A]. *Proceedings of 2010 International Multimedia Modeling Conference* [C]. Germany: Springer, 2010. 185 – 195.
- [8] LI B, JOHAN H. Sketch-based 3D model retrieval by incorporating 2D-3D alignment [J]. *Multimedia Tools Appl*, 2013, 65(9): 363 – 385.
- [9] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60: 91 – 110.
- [10] JEGOU H, DOUZE M, SCHMID C, PÉREZ P. Aggregating local descriptors into a compact image representation [A]. *Proceedings of the 23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. USA: IEEE, 2010. 3304 – 3311.
- [11] OHBUCHI R, FURUYA T. Scale-weighted dense bag of visual features for 3D model retrieval from a partial view 3D model [A]. *Proceedings of 2009 IEEE ICCV Workshop on Search in 3D and Video* [C]. USA: ACM, 2009. 63 – 70.
- [12] WANG F, KANG L, LI Y. Sketch-based 3D shape retrieval using convolutional neural networks [A]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. USA: IEEE, 2015. 1875 – 1883.
- [13] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [A]. *Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. USA: IEEE Computer Society, 2005. 886 – 893.
- [14] EITZ M, HAYS J, ALEXA M. How do humans sketch objects? [J]. *ACM Trans Graph*, 2012, 44(31): 1 – 10.
- [15] EITZ M, HILDEBRAND K, BOUBEKEUR T, ALEXA M. Sketch-based image retrieval: benchmark and bag-of-features descriptors [J]. *IEEE Trans Visual Computer Graph*, 2011, 17(5): 1624 – 1636.
- [16] DUTAGACI H, CHEUNG C P, GODIL A. A benchmark for best view selection of 3D objects [A]. *Proceedings of 2010 ACM Workshop on 3D Object Retrieval* [C]. USA: ACM, 2010. 45 – 50.
- [17] 刘志, 马骏, 潘翔. 特征自适应的三维模型最优视点提取 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(10): 1774 – 1780.
- [18] LIU Zhi, MA J, PAN Xiang. Optimal viewpoint extraction algorithm for three-dimensional model based on features adaption [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(10): 1774 – 1780. (in Chinese)
- [19] ZHAO L, LIANG S, JIA J. Learning best views of 3D shapes from sketch contour [J]. *The Visual Computer*, 2015, 31(6): 765 – 774.
- [20] LEE C H, VARSHNEY A, Jacobs D W. Mesh saliency [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 659 – 666.
- [21] LIU H, ZHANG L, HUANG H. Web-image driven best views of 3D shapes [J]. *The Visual Computer*, 2012, 28(3): 279 – 287.
- [22] SHILANE P, MIN P, KAZHDAN M. The Princeton shape benchmark [A]. *Proceedings of 2004 International Shape Modeling* [C]. USA: IEEE Computer Society, 2004. 167 – 178.
- [23] CHEN D, TIAN X, SHEN Y. On visual similarity based 3D model retrieval [J]. *Computer Graphics Forum*, 2010,

22(3):223 – 232.

[23] LI Bo, LU Yi-juan, GODIL Afzal. A comparison of meth-

ods for sketch-based 3D shape retrieval[J]. Computer Vi-
sion and Image Understanding, 2014, 119(2):57 – 80.

作者简介



周 文 男,1984 年 2 月出生于安徽铜陵,现为同济大学博士研究生,主要研究方向:虚拟现实、三维模型检索等.
E-mail: zhouwen606@126. com



贾金原 男,1963 年 11 月出生于山东德州,现为同济大学教授,博士生导师,主要研究方向:虚拟现实、轻量级三维建模等.
E-mail: jyjia@ tongji. edu. cn