

基于手绘草图的三维模型检索

毛典辉^{1,2}, 尹焕樸^{1,2}, 李海生^{1,2}, 蔡强^{1,2}

(1. 北京工商大学计算机与信息工程学院, 北京 100048; 2. 北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048)

摘要: 手绘草图检索三维模型是目前活跃的研究领域, 针对目前流行的检索技术中采用词袋模型时“硬聚类”带来的区分和表达粒度不足的问题, 提出了一种新的检索方法: 提取草图和模型渲染的视图集的 GALIF (Gabor local line-based feature) 特征。采用基于“软聚类”--高斯混合模型的费尔舍编码来取代词袋模型, 用一种快速有效的流形排序算法来计算图像之间的相似度从而得到结果。与以往计算特征向量之间的欧式距离等仅考虑数据相似度的方法相比, 该方法可以从数据集的底层结构去获取语义关系。实验结果表明, 本文的方法具有更好的检索准确度和更快的检索速度。

关键词: 草图检索; 三维模型; 词袋模型; 流形排序

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 10-2607-08

DOI: 10.16182/j.cnki.joss.2015.10.055

3d Model Retrieval Based on Hand-drawn Sketches

Mao Dianhui^{1,2}, Yin Huanpu^{1,2}, Li Haisheng^{1,2}, Cai Qiang^{1,2}

(1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;

2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

Abstract: Currently, retrieve 3d models use hand-drawn sketch as query has become an active research field. In the Bag of Feature (BoF) framework, the granularity of the distinction and expression brought by the "hard clustering" is insufficient. To solve this problem, a new method was proposed: GALIF feature was extracted from each sketch and the set of view images of models. BOF was replaced by a feature coding based on "soft clustering"--Gaussian mixture model. A fast and effective manifold ranking algorithm was used to calculate the manifold similarity between images, giving the final retrieve results. The previous methods only considered the data similarity, like directly calculated Euclidean distance between images. Different from those methods, the method tried to capture the semantic relevance by the underlying structure of the data set. The experiment result demonstrates that the new method is more accurate than the state-of-arts methods.

Keywords: sketch retrieve; 3d models; fisher coding; manifold ranking

引言

三维模型作为计算机辅助设计的基础, 在许多应用领域如机械设计、医疗诊断以及娱乐(如 3D 游

戏)非常普及。与二维图像相比, 三维模型及其组成的三维场景能提供更多、更丰富的视觉感知细节。常见的基于人机交互方式的三维模型检索技术^[1]主要有以下几类: (1) 基于文本信息的检索; (2) 基于特定命令符号的检索; (3) 基于三维模型的检索; (4) 基于照片的检索; (5) 基于草图的检索, 其中以手绘草图为主。

基于草图的三维模型检索技术利用草图作为输入, 将三维模型从多个视角投影成二维视图集,



收稿日期: 2015-06-13 修回日期: 2015-07-24;
基金项目: 食品安全大数据技术北京市重点实验室专项基金 (19008001069); 北京市属高等学校青年英才计划资助项目(YETP1452);
作者简介: 毛典辉(1979-), 男, 湖北, 博士, 副教授, 研究方向为空间信息服务、位置隐私保护、云计算等。

对草图和视图集分别提取特征最后进行匹配,将草图与模型之间的匹配问题转化为草图与视图集的匹配。现有的基于草图的三维模型检索流程大致分为:预处理(模型渲染、草图预处理、归一化)、特征提取、特征表示和相似度计算。可按以下方式分类:

(1) 全局特征和局部特征(特征提取阶段):

2003 年 Funkhouser 等^[2]开发了一个同时支持 2D 和 3D 查询的形状搜索引擎,为了计算草图和 3D 模型之间的距离,他们把 3D 球面调和函数应用于 2D 草图,将提取的全局特征和模型的 13 个轮廓投影图的特征进行比较。这种全局特征能够编码高维度的形状信息,但对图像内部的变化和形状的变形极其敏感。另一种图像特征是局部特征,如 Yoon 等^[3]采用 14 个视角投影出发式轮廓图,并对草图和视图集提取扩散张量场特征。近年来,词袋模型(BoF, Bag of Feature)^[4-5]框架的出现,解决了全局特征带来的问题,这种表示是基于局部特征的统计,如 Eitz 等^[5]的基于 Gabor 滤波的局部线特征(GALIF, Gabor local line-based feature),以及 Li 等^[6]的尺度不变特征变换(SIFT, Scale-invariant feature transform),具有更强的鲁棒性。然而,该方法检索的结果很容易得到一些局部相似但全局不同的模型。此外,还有其他一些方法,如对于一些不太逼真的草图, Furuya 等^[7]利用跨域流形排序(CDMR, Cross-Domain Manifold Ranking)来解决草图和三维模型内在特征空间结构不同的问题。Zou 等^[8]提出一种把图像分割为不同尺度大小的语义区域,提取其 Gabor 特征从而组成一个金字塔直方图,这种办法对匹配那些不完整绘制的草图有很好的效果。

(2) 词袋模型和直接特征匹配(DFM, Direct feature matching)(特征表示和相似度计算阶段):

考虑到图像与图像之间的相关性,目前三维检索技术大都采用 BoF 提取图像的局部特征,用 K-means 聚类得到 K 个聚类中心作为视觉词典,然后判断图像的每个特征点与哪个聚类中心最近,将

特征点放入该聚类中心,从而将图像表示为一个 K 维的特征向量。这可以提高三维模型检索的鲁棒性,能够实现部分匹配和抵制全局变形。然而,BoF 具有以下缺点:表达和区分粒度不足;当设定的聚类中心 K 较大时,时间开销较大等。而 DFM 直接对特征进行相似度计算,没有结合学习方法,忽视了图像内部结构的信息。

本文针对以上几个问题,提出了一个新的草图检索三维模型的方法。首先提取基于 Gabor 滤波的局部线特征(GALIF),然后用基于“软聚类”的费尔舍向量(Fisher Vector)^[9]去取代基于“硬聚类”的 BoF,最后针对忽视内部结构和流形排序耗时较长的问题,本文引入一种半监督的快速流形排序(EMR, Efficient Manifold Ranking)^[10]的算法来计算每个模型的排序结果。实验证明,本文采用的方法具有很好的鲁棒性,比以往的一些算法在效率和精度可以取得一个更佳的检索结果。

1 算法思想与实现

为了解决 BoF 中“硬聚类”带来的问题,以及忽视内部结构和流行排序耗时较长的一些问题,本文提出了一个新的草图检索三维模型的方法,整个算法处理流程分为 3 步:(1) 首先对草图进行预处理,并对模型进行视图渲染,对得到的视图集和草图进行提取 GALIF 特征(1.1 节);(2) 采用一种基于“软聚类”的编码对提取到的 GALIF 特征进行编码(1.2 节);(3) 用一种快速有效的流行排序算法去计算两幅图像之间的排序相似度,得到最后的检索结果(1.3 节)。算法框架如图 1 所示。

1.1 预处理及特征提取

获取三维形状的二维表达常用的方法是在特定视角下对形状进行线渲染,得到二维形状图像。常见的二维渲染有侧影、轮廓线、启发式轮廓线、深度图像的 Canny 线等。其中,DeCarlo 等^[11]提出的启发式轮廓线得到广泛的应用(见图 2)。

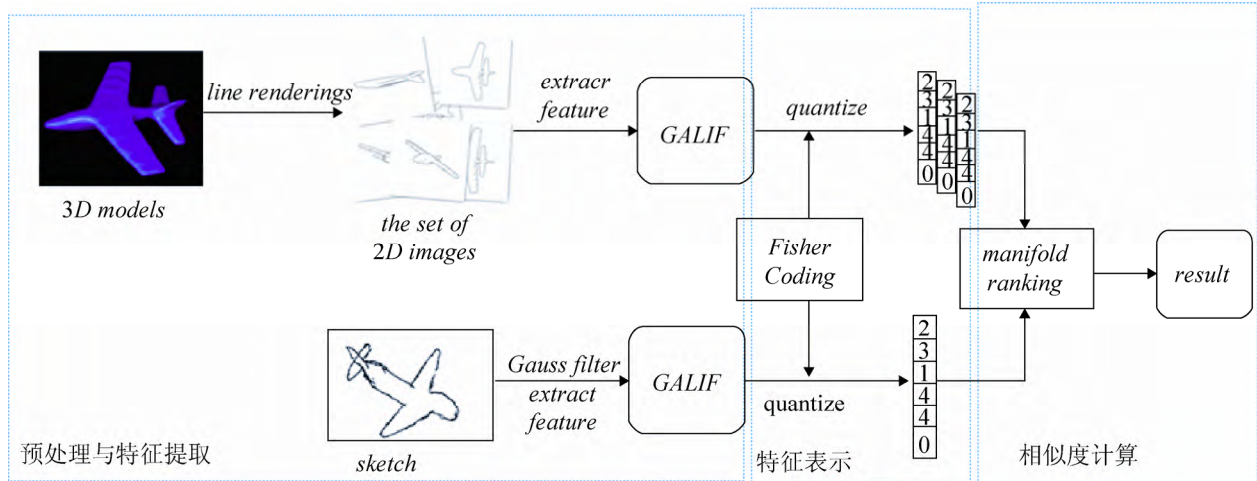


图 1 算法框架

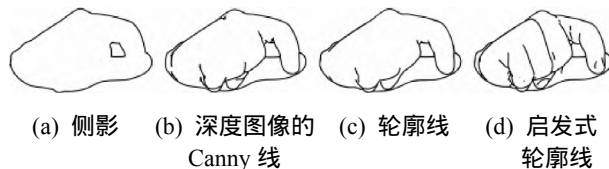


图 2 不同的线渲染技术对比

本文对三维模型采用启发式轮廓(suggestive contours)的线渲染技术从不同视角得到多个视图, 并对草图进行高斯滤波从而去噪。然后, 分别对视图集和草图提取了 GALIF 特征, 该特征基于 Curvelet 改造, 近似于 Curvelet, 利用 Gabor 滤波仅对特定频率和方向的图像元素进行响应。该特征的检索准确度优于 SIFT^[12]、球面调和函数(Spherical Harmonics)^[2], 以及扩散张量(Diffusion Tensor)^[3]。

算法相关定义如下:

对于一个像素点 (x, y) , Gabor 函数在频率范围内的定义:

$$g(u, v) = \exp(-2\pi^2((u_\theta - \omega_\theta)^2 \sigma_x^2 + v_\theta \sigma_y^2))$$

其中: ω_θ 为峰值响应频率, θ 为滤波器的角度。

$$\begin{cases} u_\theta = u \cos \theta - v \sin \theta \\ v_\theta = u \sin \theta + v \cos \theta \end{cases}$$

σ_x 、 σ_y 为高斯核函数在 u 轴、 v 轴上的标准偏差(u 轴平行于 θ , v 轴垂直于 θ)

线宽 $\text{lineWidth} = \sigma_x / w$ (w 为草图的边长), 波

长 $\lambda = \sigma_x / \sigma_y$, 我们可以用 lineWidth , λ 来计算出 σ_x , σ_y 。

然后将得到的滤波器组(含 n 个方向), 与经过离散 Fourier 变换的输入的图像 I 进行卷积, 然后再做一次逆 Fourier 变换, 最终得到 Gabor 滤波器提取出的响应图像 R_i 。

$$R_i = \| \text{idft}(g_i \times \text{dft}(I)) \|$$

将得到响应图像划分为 $n \times n$ 个块 C , 我们可以定义我们的特征向量 F 为一个 $k \times n \times n$ 维的向量。 F 的每个维度存储了方向 i 上的一个块 C 的平均 Gabor 滤波器响应值:

$$F(C, i) = \sum_{(x, y) \in C} R_i(x, y)$$

其中: (x, y) 为块 C 中的像素点。

最后丢弃不含图像笔画的块(即 F 为零向量), 并对 F 进行归一化处理。

1.2 基于“软聚类”的特征编码

为了解决词袋模型 BoF 中“硬聚类”表达和区分粒度不足的问题, 本文采用费舍尔编码(Fisher Coding)^[9]对特征进行编码。Fisher Coding 利用高斯混合模型(GMM)进行概率词典学习。与 BoF 中 K-means 不同的是, GMM 得到的是每个样本到聚类中心的概率。而且, 与 BoF 相比, Fisher Coding 用了更多的先验知识(如权重), 因此包含更丰富的信息。

算法相关定义如下：

对于一幅含有 T 个特征向量的图像 X ，令 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_T\}$ ，假设 X 服从概率密度函数 μ_λ ，则 X 可以由以下梯度向量表示：

$$G_\lambda^X = \frac{1}{T} \nabla_\lambda \log \mu_\lambda(X)$$

其中，此向量的维数只与 $\mu_\lambda(X)$ 的参数 λ 的个数有关。

为了实现梯度向量的归一化，定义费舍尔信息矩阵为：

$$F_\lambda = E_{x \sim \mu_\lambda} [G_\lambda^X G_\lambda^{X'}]$$

归一化后的 Fisher 向量为：

$$g_\lambda^X = F_\lambda^{-\frac{1}{2}} G_\lambda^X = F_\lambda^{-\frac{1}{2}} \nabla_\lambda \log \mu_\lambda(X)$$

令 $\mu_\lambda(X)$ 为高斯混合模型(得到 k 个高斯分布)，参数 $\lambda = \{\omega_k, \mu_k, \sum_k |k=1, 2, \dots, K\}$ ，则：

$$\mu_\lambda(x) = \sum_{k=1}^K \omega_k \mu_k(x)$$

其中， $\sum_{k=1}^K \omega_k = 1$ ， ω_k, \sum_k, μ_k 分别为高斯分布 μ_k 的

权重、协方差矩阵(假定为对角矩阵)和均值向量。

设图像的特征向量的维度为 D ，则：

$$\mu_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\sum_k|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_k)' \sum_k^{-1} (x - \mu_k)\right)$$

每个特征向量 x_i 到高斯模型 j 的概率为：

$$\gamma_i(i) = \frac{\omega_i \mu_i(x_i)}{\sum_{j=1}^K \omega_j \mu_j(x_i)}$$

最后，得出 GMM 各参数关于高斯模型 i 的梯度分量为：

$$g_{\mu,i}^X = \frac{1}{N \sqrt{\omega_i}} \sum_{t=1}^N \gamma_i(i) \left(\frac{x_t - \mu_i}{\sigma_i} \right)$$

$$g_{\sigma,i}^X = \frac{1}{N \sqrt{2\omega_i}} \sum_{t=1}^N \gamma_i(i) \left(\frac{(x_t - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right)$$

其中： σ_i 为标准差。

最后所求的费舍尔向量 g_λ^X 是向量 $g_{\mu,i}^X$ 和 $g_{\sigma,i}^X$ 的连接($i=1, 2, \dots, K$)。

1.3 有效流行排序

相对于对特征向量直接做欧氏距离计算等方法存在的忽视内部结构的问题，再加上费舍尔编码获得的特征描述子的维度很高，为了减少流形排序(MR, Manifold Ranking)^[13]的计算与存储复杂度，本文采用有效流形排序的方法对 Fisher 向量进行相似度计算。

算法相关定义如下：

锚点图

对特征进行费舍尔编码后，每个特征向量 f 代表一幅图像。假设有 m 副图像，每副图像 n 维，则整个视图集 X 表示为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_q, x_{q+1}, \dots, x_m\}$ ，我们将其看作一个数据点集。其中，前 q 个特征向量(数据点)是作为输入进行查询，本文定义 $y = [y_1, \dots, y_m]^T$ ，其中当 x_i 为查询时， $y_i = 1$ ，反之 $y_i = 0$ 。此外，定义一个锚点集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_d\}$ ，为数据点集 D 和锚点集定义一个权重矩阵 Z ，反映 x_i 与 u_k 之间的潜在关系：

$$z_{ki} = \frac{K\left(\frac{|x_i - u_k|}{\lambda}\right)}{\sum_{l=1}^d K\left(\frac{|x_i - u_l|}{\lambda}\right)}$$

然后，我们为每个数据点 x_i 计算加权平均值 $f(x_i)$ 作为锚点上的标记：

$$\hat{f}(x_i) = \sum_{k=1}^d z_{ki} f(u_k)$$

其中， $\sum_{k=1}^d z_{ki} = 1$ 且 $z_{ki} \geq 0$ ， z_{ki} 为数据点 x_i 和锚点 u_k 之间的权重。

采用 Nadaraya-Watson 内核去计算权重 z_{ki} ：

$$z_{ki} = \frac{K\left(\frac{x_i - u_k}{\lambda}\right)}{\sum_{l=1}^d K\left(\frac{x_i - u_l}{\lambda}\right)}$$

其中， $K(t)$ 为 Epanechnikov quadratic 内核：

$$K_\lambda(t) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-t^2) & |t| \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

平滑参数 λ 确定锚点影响数据点集区域的大小：

$$\lambda(x_i) = |x_i - u_{[s]}|$$

其中: $u_{[s]}$ 是离 x_i 最近的 s 个锚点。

为了建立锚图, 用快速 K-means 算法选择聚类中心作为锚点, 并连接每个数据点和最近的 s 个锚点, 利用内核函数权重分配给每个连接。

关联矩阵

权重矩阵 Z 可以看作数据 X 用 d 维向量表示 (d 为锚点数量), 换句话说, 数据点可以在新的特征空间表示。这对于处理一些高维数据具有很大的优势。然后, 将内积作为衡量数据点之间的邻接权重的指标, 设计一个低秩的邻接矩阵:

$$W = Z^T Z$$

它表示: 如果两个数据点相关 ($W_{ij} > 0$), 那么他们至少共享一个锚点, 否则 $W_{ij} = 0$ 。共享相同锚点的数据点有相似的语义标签的概率就会很大。

计算排序分数

排序函数 r 为:

$$r^* = (I_n - \alpha H^T H)^{-1} y = \left(I_n - H^T (H H^T - \frac{1}{\alpha} I_d)^{-1} H \right) y$$

其中, $H = ZD^{\frac{1}{2}}$, $S = H^T H$, I 为 m 阶的单位稀疏矩阵。在整个计算过程中, 我们没有用到关联矩阵, 因此不需要将 W 保存在内存中, 而是把 Z 保存在内存中。所以, 我们可以不需要 W 就能计算得到 D :

$$D_{ii} = \sum_{j=1}^n w_{ij} = \sum_{j=1}^n z_i^T z_j$$

其中, z_i 是 Z 的第 i 列, $v = \sum_{j=1}^n z_j$ 。排序分数 r 越大, 说明排名越靠前。

2 算法分析

(1) 在 1.2 节, 本文得到的高斯模型的数量为 K (即码本大小为 K), 特征向量的维度为 D 。对公式(3)的每个高斯模型的参数进行求导, 可得 $2D+1$ 维向量, K 个高斯模型总共得到 $K(2D+1)$ 维向量, 再加上高斯混合模型的权值之和为 1 会带来一位冗余, 因此, 费舍尔编码得到的向量的维度为

$(2D+1)K-1$ 维, 其维数远远超于 BoF 得到的 K 维向量。而如果生成维数相近的向量, 费舍尔编码需要的计算成本远小于 BoF, 即费舍尔编码需要的码本更小。

(2) 在 1.3 节, 由于 MR 生成的权重矩阵为 $n \times n$ 维, 而 EMR 生成的权重矩阵为 $d \times n$ 维。因此, EMR 得到权重矩阵 Z 的时间复杂度由 MR 的 $O(n^2)$ 变为 $O(dn)$, 由公式(14)知, 排序阶段的时间复杂度由 MR 的 $O(n^3)$ 变为 $O(d^3)$ 。综上所述, EMR 总的时间复杂度为 $O(dn+d^3)$, 其中 d 远小于 n 。

3 实验

3.1 实验数据集

实验所采用的模型库是 Watertight Model Benchmark^[6], 含 400 个模型, 分为 20 类 (ant, teddy, bird, chair, cup, fish, glasses, hand, human, octopus, airplane, table, plier, spring, armadillo, bust, mechanic, bearing, vase, four legs), 每类 20 个模型 (见图 3)。



图 3 WMB 模型库分类

草图库采用的是 Fraunhofer 等^[6]的手绘草图库, 里面包含 250 副草图, 分为 13 类 (见图 4)。这 13 类和模型库的前 13 类是相对应的。每类包含的草图数量见表 1。

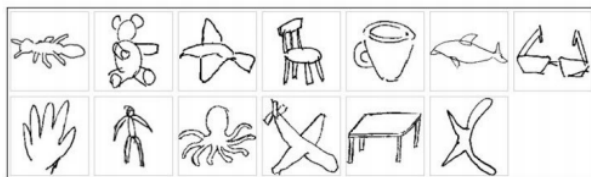


图 4 草图库分类

表 1 草图分类信息

human	cup	glasses	plane	ant	chair	octopus	table	teddy	hand	plier	fish	bird
21	19	17	20	19	19	19	19	19	19	20	19	20

3.2 实验环境

本实验的实验环境为：HP workstation，12G RAM，处理器为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5620@ 2.40GHz 2.39GHz(2 处理器)，编程环境为 Qt+ Matlab。

3.3 评价指标

为了对结果做出评价，本文采用了常用的评价指标：查准率/查全率(Precision/ Recall)，平均正确率均值(mAP，mean Average Precision)，E 值(E)，Discounted Cumulative Gain(DCG)。

mAP 是用来衡量检索结果的整体性能，它是 PR 与坐标轴围成的总面积。

E 是用来评估排在前 32 位的检索模型的查准率和查全率的复合检索性能。

$$E = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}}$$

DCG 是相关模型的位置的归一化的权重之和。

$$DCG = \frac{DCG_n}{1 + \sum_{j=2}^c \frac{1}{\lg_2 j}}$$

其中：n 是三维模型的数量；C 为同一类中相关模型的数量。

GALIF 参数：采样的视角为 102 个，滤波器

的方向 n 为 4，line_width=0.02，image_width=256，峰值响应频率 $\omega_0=0.1$ ， $\lambda=0.3$ 。

实验一：

为了对有效流形排序(EMR)、流形排序(MR)以及直接对特征做欧氏距离计算的方法进行比较，我们进行了实验一。实验一分两组实验进行，首先把 BoF、BoF+MR 和 BoF+EMR 进行对比实验，其次将 FC，FC+MR，Our Full 进行对比实验。参数设置：

BoF、BoF+MR 以及 BoF+EMR 使用 K-means 方法进行聚类，聚类个数 K = 1000。BoF+EMR 中锚点个数 d=500。与 BoF+MR、BoF+EMR 不同的是，BoF 计算的是欧氏距离。

而 FC，FC+MR，Our Full 中聚类算法为 GMM，K=20。Our Full 中锚点个数 d=1000。与 FC+MR、Our Full 不同的是，FC 计算的是欧氏距离。

由图 5 和表 2 可以看出，(1) BoF+EMR 的检索准确度比 BoF+MR、BoF 好；从检索时间来看(见表 3)，BoF 耗时最短，其次是 BoF+EMR，而 BoF+MR 耗时最长。(2) FC+MR 比 Our Full 的检索准确度略好一些，FC 最次；但从检索时间来看，FC+MR 的检索时间为 220 s，而 Our Full 的检索时间为 26 s。

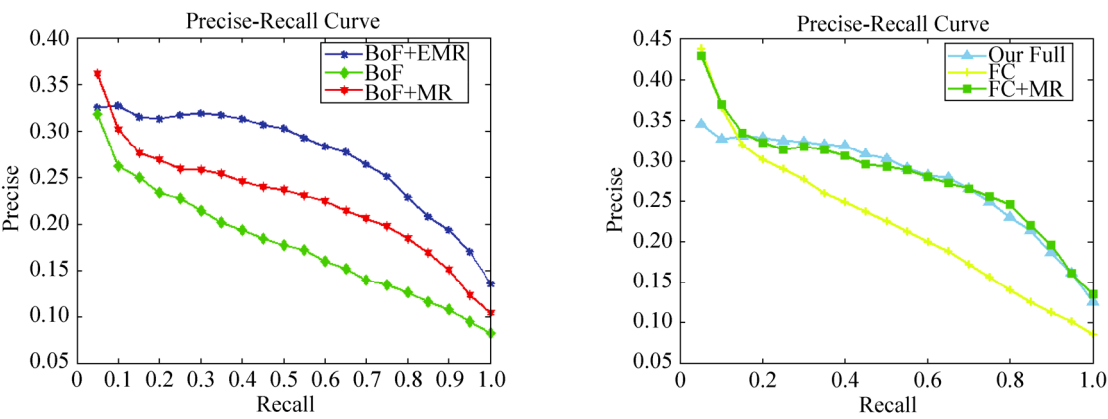


图 5 实验一的 PR 曲线对比

<http://www.china-simulation.com>

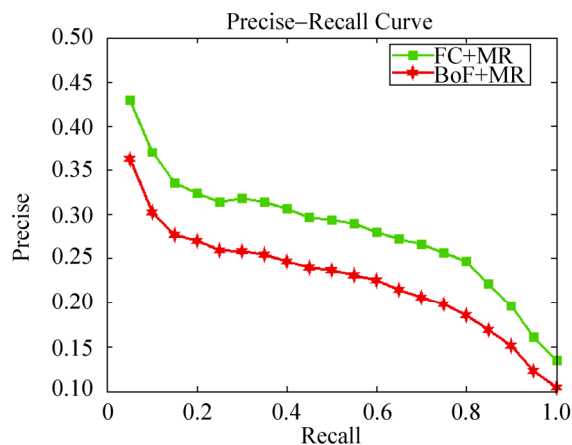
表 2 其他性能的实验结果对比

方法	mAP	E	DCG
BoF	0.177	0.155	0.491
BoF+MR	0.226	0.203	0.519
BoF+EMR	0.273	0.234	0.541
FC	0.223	0.211	0.540
FC+MR	0.281	0.252	0.561
Our Full	0.276	0.238	0.549

表 3 BoF、BoF+MR、BoF+EMR 的检索时间比较

方法	检索时间/s
BoF	0.399
BoF+MR	362.392
BoF+EMR	22.700

综合来说, EMR 最好, 不仅减少了耗时, 而且还提高了检索精度。



实验二:

为了对 BoF 和费舍尔编码进行比较, 我们进行了实验二。实验二分两组实验进行, 首先把 Our Full、BoF+EMR 进行对比实验, 其次将 FC+MR、BoF+MR 进行对比实验。

参数设置:

BoF+MR 以及 BoF+EMR 使用 K-means 方法进行聚类, 聚类个数 $K = 1000$ 。BoF+EMR 中锚点个数 $d=500$ 。而 FC+MR 与 Our Full 中聚类算法为 GMM, $K=20$ 。Our Full 中锚点个数 $d=1000$ 。

由图 6 可以看出 (1) Our Full 的检索准确度比 BoF+EMR 略好一些。(2) FC+MR 与 BoF+MR 相比, FC+MR 的检索准确度较好一些。

综合来说, FC 比 BoF 的检索准确度好一些。

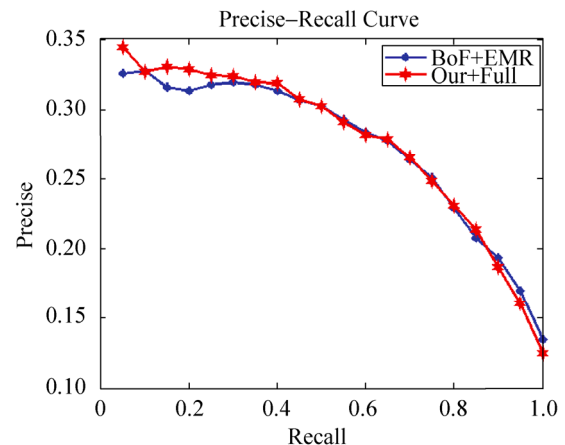


图 6 实验二的 PR 曲线对比

4 结论

本文给出了一种新的基于草图的三维模型的检索方法, 采用基于“软聚类”--高斯混合模型的费舍尔编码来取代词袋模型, 最后, 用一种快速有效的流行排序算法来计算图像之间的排序相似度从而得到最终的检索结果, 与以往的方法相比, 该方法可以从数据集的底层结构去获取语义关系。针对基于草图的三维模型检索, 还有很多问题可以作为未来的研究方向。

本文以及以前的大多方法都是使用手动选择正确的特征, 为三维模型计算大量的“最佳视图”,

希望查询草图能匹配三维模型投影出二维视图集的其中一个视图。这种视图选择-匹配的方法存在一些问题:

无法保证最佳视图与草图有相似的视角。此外, 这种视角的不确定性使得没有学习度量, 就从不同的域匹配样本变得不可靠。甚至, 视角的变化在草图的变化是相似的, 草图和视图之间的不同特性是超越了需要二维匹配方法的假设。

针对上述问题, 我们以后可以从绕过视图选择, 对视图集和草图进行匹配学习这一方向进行研究。

参考文献:

- [1] 谢晓华. 基于二维手绘草图的三维形状检索 [J]. 集成技术, 2015, (2): 22-33.
- [2] Funkhouser T, Min P, Kazhdan M, *et al.* A search engine for 3d models [C]// ACM Transactions on Graphics. USA: ACM, 2003: 83-105.
- [3] Yoon S M, Scherer M, Schreck T, *et al.* Sketch-based 3D model retrieval using diffusion tensor fields of suggestive contours [C]// Proceedings of the international conference on Multimedia. USA: ACM, 2010.
- [4] Zou C, Wang C, Wen Y, *et al.* Viewpoint-Aware Representation for Sketch-Based 3D Model Retrieval [J]. IEEE Signal Processing Letters (S1070-9908), 2014, 21(8): 966-970.
- [5] Eitz M, Richter R, Boubekeur T, *et al.* Sketch-based shape retrieval [J]. Acm Transactions on Graphics (S0730-0301), 2012, 31(4): 13-15.
- [6] Li B, Lu Y, Godil A, *et al.* A comparison of methods for sketch-based 3D shape retrieval [J]. Computer Vision & Image Understanding (S1077-3142), 2014, 119(2): 57-80.
- [7] Furuya T, Ohbuchi R. Ranking on Cross-Domain Manifold for Sketch-Based 3D Model Retrieval [C]// 2013 International Conference on Cyberworlds. USA: IEEE Computer Society, 2013: 274-281.
- [8] Zou C, Huang Z, Lau R W H, *et al.* Sketch-based Shape Retrieval using Pyramid-of-Parts [J]. arXiv: 1502.04232v1 [cs.GR] 2015
- [9] Perronnin F, Sánchez J, Mensink T. Improving the Fisher Kernel for Large-Scale Image Classification [Z]. Science L N I C. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 6314: 143-156.
- [10] Bin Xu, Jia jun Bu, Chun Chen, *et al.* Efficient Manifold Ranking for Image Retrieval [C]// Proceeding of the 34th international ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. USA: ACM, 2011: 525-534.
- [11] Doug Decarlo Adam Finkelstein Szymon Rusinkiewicz Anthony Santella. Suggestive Contours for Conveying Shape [J]. ACM Transactions on Graphics (S0730-0301), 2003, 22(3): 848-855.
- [12] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2004, 60(2): 91-110.
- [13] Zhou D, Weston J, Gretton A, *et al.* Ranking on Data Manifolds [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 16: 169-176.

《系统仿真学报》荣获“2014 中国最具国际影响力学术期刊”证书

由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社与清华大学图书馆联合成立的中国学术文献国际评价研究中心,以美国汤森路透 Web of Science 收录的 1.2 万余种期刊为引文统计源,首次研制发布了 2012《中国学术期刊国际引证年报》(CAJ-IJCR 年报)。第一次给出了我国 5600 余种中外文学术期刊总被引频次、影响因子、半衰期等各项国际引证指标,并采用了新的国际影响力综合评价指标 CI 对期刊排序,发布了“中国最具国际影响力学术期刊”(排序 TOP5%)和“中国国际影响力优秀学术期刊”(排序 TOP5-10%),在国内外学术界产生了较大反响。之后,2013 年版年报,将引文统计源期刊扩展到 1.44 万多种。目前,2014 版国际、国内年报与 TOP5%和 TOP5-10%期刊的遴选业已完成,《系统仿真学报》被列入“2014 中国最具国际影响力学术期刊”行列。

我学报连续 2 年被列入 TOP5%国内一流的中国最具国际影响力学术期刊,走向世界,进入国际一流,指日可待!