基于哈希自注意力端到端网络的三维模型草图检索

赵旭飞¹⁾, 潘翔^{1)*}, 刘复昌²⁾, 张三元³⁾

¹⁾ (浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

²⁾ (杭州师范大学信息科学与工程学院 杭州 311121)

³⁾ (浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310013)

(panx@zjut.edu.cn)

摘 要: 为了提高草图和三维模型视图嵌入特征的聚类性, 提出一种结合自注意力和哈希正则化约束的特征提取算法. 首先将三维模型渲染得到二维视图集, 并通过边缘检测在草图和视图之间建立统一的特征描述空间; 然后在共享权重网络中嵌入自注意力层, 通过结构信息自相关性编码提高草图和视图的聚类性, 避免局部差异性对结果的影响; 最后对特征进行哈希编码, 并嵌入哈希正则化约束和交叉熵损失函数, 避免特征值发散. 对基准数据集 SHREC13 和 SHREC14 的实验结果表明, 该算法在哈希自注意力端到端网络的检索准确率方面优于已有的典型算法, 平均准确率性能提高了 6%.

关键词: 三维模型草图检索; 哈希共享权重; 自注意力; 端到端网络

中图法分类号: TP391.41

DOI: 10.3724/SP.J.1089.2021.18548

Hash Self-Attention End-to-End Network for Sketch-Based 3D Shape Retrieval

Zhao Xufei¹⁾, Pan Xiang^{1)*}, Liu Fuchang²⁾, and Zhang Sanyuan³⁾

¹⁾ (College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

²⁾ (College of Information Science and Engineering, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121)

³⁾ (College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310013)

Abstract: To improve the feature clustering of sketches and 3D models, a feature extraction network with self attention and hash regularization is proposed. Firstly, the 3D model is rendered to obtain the different views. Secondly, the self attention layer is embedded in the shared weight network. In this way, the clustering of sketches and views is improved through the auto-correlation coding of shape structural information. Furthermore, it can avoid the influence of local differences between hand-rendering sketch and view edge. Finally, the algorithm encodes the features with hash regularization constraint and cross entropy loss function to avoid the divergence of eigenvalues. The experimental analysis on SHREC13 and SHREC14 shows that the retrieval accuracy of hash self attention end-to-end network is better than the existing typical algorithms. The mean average precision performance is improved by 6%.

Key words: sketch-based 3D shape retrieval; hash shared weights; self-attention; end-to-end network

随着三维扫描设备、三维建模等软硬件技术的发展, 三维模型数量迅猛增长, 用户对三维模型的

检索手段却很重视. 对于三维模型检索, 采用文本关键字的方法虽然简单, 但是文本描述和三维模

收稿日期: 2020-08-06; 修回日期: 2021-01-10. 基金项目: 浙江省自然科学基金(LY19F020031, LY20F020017). 赵旭飞(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为三维模型检索; 潘翔(1977—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 论文通讯作者, 主要研究方向为图像处理、三维重建、三维模型检索; 刘复昌(1982—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为人工智能、虚拟现实; 张三元(1969—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机图形学.

型内容所存在的语义鸿沟问题使这种检索方法具有局限性。基于实例的检索方式需要用户提供已有模型作为输入,也存在局限性。与这些检索方法相比,随着触屏设备和相关技术的成熟,用户可以通过简单的线条勾勒完成手绘草图的创建,而且能够有效地表明查询意图。因此,三维模型草图检索引起了研究人员的广泛兴趣^[1-4]。

但是,三维模型草图检索是一个具有挑战性的研究课题,主要原因是草图只由简单线条组成,而三维模型是由点面组成的高维数据。另外,由于草图绘制具有极强的主观性,同一物体由不同的人绘制会具有差异性。因此,如何通过深度学习等卷积理论建立两者之间的特征映射,提高草图和三维模型的相似性,是相关研究需要解决的主要问题。对于草图和三维模型的相似性学习问题,早期研究主要采用人工设计的特征描述符。Eitz 等^[5]使用 Gabor 滤波器与特征袋定义获得 Gabor 局部线性特征的方法,通过局部描述符和草图的量化将草图表示为视觉特征直方图,实现草图与视图的特征映射。

近年来,随着深度学习理论的广泛应用,研究人员开始考虑采用卷积网络解决草图和三维模型的相似性问题。主要有以下 2 类方法。一类方法是分别提取草图和三维模型的深度特征,然后通过特征变换网络建立域间的语义映射关系^[6-7]。尽管在理论上特征变换网络可以通过反向传播实现不同域之间的特征逼近,但实际上由于 2 个域在特征空间上的差异性,从而使特征映射得到的检索准确率并不高。Dai 等^[6]通过三维模型的尺度不变特征转换法和卷积网络分别提取三维模型及草图的原始特征;然后同时训练 2 个特征变换网络,实现跨域特征的分布一致性和域内特征的分。Mu 等^[7]首先将三维模型特征建模为对称正定矩阵,将草图特征建模为欧几里得点;然后将它们同时映射到高维希尔伯特空间,实现度量学习。另一类方法是通过投影和边缘检测操作,将三维模型投影渲染为二维视图集,采用边缘检测将二维视图集提取为一组边缘线条图,从而将草图与视图统一到同一特征描述空间,尽可能地减少跨域差异性和无用特征的干扰^[8-12]。Wang 等^[8]在此基础上首次提出采用卷积网络同时学习草图和二维视图集的特征,通过损失函数定义域内和域间的相似性,所取得的检索准确率优于以往人工选择最佳视图的方式。Xie 等^[9]通过 2 个深度卷积网络分别提取草图和视图集的深度特征;然后计算二维视图集特征

的瓦瑟斯坦重心表示三维模型,同时构建度量网络学习二维视图集的瓦瑟斯坦重心,实现草图和三维模型的跨域匹配。Chen 等^[10-11]首先通过度量学习网络学习草图与二维视图集的深度特征;然后构建跨模态转换网络缩小域间差异性,增强域间数据分布之间的整体相关性,实现最终检索。他们在此基础上提出将深度特征转换成哈希编码进行特征的嵌入;然后基于视角加权融合二维视图集特征,提高了整体检索效率和检索准确率。白静等^[12]首先把三维模型渲染为一组二维视图集,建立跨域数据的共享数据空间;然后通过网络权值共享,建立端到端的三元度量学习网络,实现跨域数据的联合特征映射。

尽管已有研究通过投影和边缘检测等理论把三维模型转化为和草图类似的表示,可用户绘制的草图和边缘视图在全局特征上并不具有相似性,但是草图和边缘视图在形状结构上具有相似性。因此,本文提出了哈希自注意力端到端网络,用于提取草图和边缘视图在语义空间约束下的自相关性特征。哈希自注意力端到端网络把草图和边缘视图通过共享权重自注意力层提取形状结构特征,并在损失函数中嵌入哈希正则化约束特征值,从而将提取的语义特征转换为哈希编码。这种表示方法不仅提高了编码效率,而且使草图和边缘视图在特征上更具有聚类性。本文针对基准数据集的实验分析表明,哈希自注意力端到端网络可以得到更高的三维模型草图检索准确率。

1 本文算法

基于哈希自注意力端到端网络的三维模型草图检索总体框架如图 1 所示。首先对三维模型进行预处理,将三维模型渲染为多视角的二维视图集,并通过边缘检测在二维视图和草图之间建立统一的特征描述空间;然后在哈希共享权重网络中提取草图和视图的高层语义特征,并在共享权重网络中嵌入自注意力层,提高特征聚类性;最后将哈希正则化监督嵌入加权损失函数,对比度量学习草图和视图的高层语义特征,从而得到能够缩小域间差异性同时,保留共同属性的哈希编码。

1.1 统一特征描述空间的构建

三维模型是包含点云等空间位置信息的表征方式,而二维草图一般只是对被描述物体的简单线条勾勒的轮廓图,两者无法直接在同一特征描述空间进行匹配,因此需要先对三维模型进行预

图1 基于哈希自注意力端到端网络的三维模型草图检索总体框架

处理. 常用的处理方式是采取二维投影即视图的方式表征三维模型, 如全景视图^[13]和多视图^[14-15]等. 本文采用文献[16]方法进行投影渲染, 得到与三维模型对应的多个二维视图. 为了简化视点定义, 算法首先采用主成分分析对三维模型进行姿态归一化处理, 然后将每个模型以Z轴为中心轴, 每隔 θ 角度投影渲染得到不同视点的投影.

为了减少无用特征对检索结果的影响, 本文将上述模型渲染得到的二维视图集采用边缘检测提取边缘线条图, 如图2所示. 此时草图与三维模型之间的检索问题可以转化为草图与视图之间的特征匹配问题, 在建立草图与视图的共同特征分布基础上计算草图和三维模型的相似性.

图2 三维模型投影

1.2 自注意力层

算法通过边缘检测得到的视图, 尽管在视觉上呈现和草图类似的结构, 但是在局部细节上和草图上具有很大的特征差异性. 为此, 本文在网络结构上引入自注意力层^[17-18]. 自注意力层对图像像素的相关性进行卷积学习, 每个像素点位置通

过特征权重提取出物体的重要结构特征. 自注意力层的公式定义为

$$y_i = \frac{1}{C(x)} \sum_{\forall j} f(x_i, x_j) g(x_j).$$

其中, y_i 为第 i 处特征值的特征权重和; $f(x_i, x_j)$ 为 2 个特征值之间的关联度量函数, 在本文中为 2 个特征值的点乘相似度, 定义为

$$f(x_i, x_j) = \theta(x_i)^T \varphi(x_j);$$

$g(x_j)$ 表示对 x_j 点的特征线性映射, 定义为

$$g(x_j) = W_g x_j.$$

其中, W_g 为权重学习矩阵; $C(x)$ 为归一化操作函数, 定义为 $C(x) = N$. 其中, N 为特征值的维度大小.

考虑自注意力层的最终目的是提取图像的结构特征值, 而大步长卷积核不仅增加了参数量, 还易导致在特征映射时丢失结构特征. 因此, 本文采用 1×1 卷积操作分别对 $g(x_j)$, $\theta(x_i)$ 和 $\varphi(x_j)$ 进行恒等线性映射, 得到卷积特征. 然后将 $\theta(x_i)$ 转置后与 $\varphi(x_j)$ 矩阵乘积得到注意力权重图, 再将 $g(x_j)$ 的特征向量与经过 Softmax 操作的注意力权重图进行矩阵乘积, 最终得到经过自注意力加强距离依赖的特征图. 图3所示为卷积网络采用自注意力层前后所得到的特征可视化效果. 本节以飞机草图和飞机视图的前 19 维特征进行比较分析. 可以看出, 飞机草图和飞机视图在全局特征结构信息上具有明显的相似性, 但是在局部特征上差

异性明显.通过自注意力层的卷积训练,两者的特征聚类性得到了加强(如图3中橙色线所示),局部特征更为接近.

图3 自注意力特征与原始特征的比较

1.3 哈希正则化联合损失函数

在上述自注意力层作用下,网络得到草图和边缘视图的自注意力特征向量.考虑采用联合损失函数定义目标误差,实现嵌入特征的逼近.常用的方法有对比度量学习、三元组度量学习等^[19],对比度量学习相比三元组度量学习能够更加严格地聚类同类样本,可以得到更为精确的结果.因此,本文采用对比度量学习进行特征嵌入,同时考虑哈希正则化和交叉熵对网络的影响,形成的联合损失函数定义为 $L = L_{co} + \gamma L_{ha} + \eta L_{ce}$. 其中, L_{co} 为对比损失函数; L_{ha} 为哈希正则化损失函数; L_{ce} 为交叉熵损失函数; γ 和 η 分别为哈希正则化损失函数和交叉熵损失函数的加权参数.

1.3.1 对比损失函数

对比损失函数最初由 Hadsell 等^[20]提出,该函数的输入通常为成对图像,其基本准则为同类样本之间的距离越小越好,不同类样本之间的距离如果小于阈值 m ,则通过互斥使其距离接近 m ,定义为

$$L_{co}(f_1, f_2, y) = \frac{1}{2}(1-y)D_w^2 + \frac{1}{2}y\{\max(0, m - D_w)\}^2.$$

其中, f_1 和 f_2 分别为样本对的高层语义特征; y 为样本对的监督信息,样本对为同类时 $y = 0$,为不同类时 $y = 1$; D_w 为样本对之间的欧几里得度

量,其定义为 $D_w = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (f_i - f_j)^2}$.

当 $y = 0$ 时,调整参数最小化 f_1 与 f_2 之间的距离.当 $y = 1$ 时,如果 f_1 与 f_2 之间的距离大于 m ,则不做优化;如果 f_1 与 f_2 之间的距离小于 m ,则增大两者距离到 m .

1.3.2 哈希正则化损失函数

在草图检索三维模型的过程中,直接对原始特征进行计算需要耗费大量计算代价.为了有效地降低草图检索成本,研究人员常常将卷积网络所提取的高层语义特征映射为紧凑的二进制编码,但仍保留图像原始的语义信息^[11,21].常用的哈希方法是直接使用非线性函数(如 Sigmoid 等),将输出层的特征转为二进制编码,但是这些函数很容易丢失图像原本的有益信息.针对这个问题,哈希正则化损失能够将实值输出约束成类二进制编码,在输出图像的原始特征同时保持特征的二值性.为此,本文提出在对比度量学习的基础上嵌入哈希正则化约束,构造一个新的加权度量学习函数.本文在哈希损失函数中采用 L_1 正则化对特征输出进行二进制的约束,使特征输出约束为接近 -1 或 1 的类二进制编码,公式定义为 $L_{ha} = \|f_i - 1\|_1$. 其中, f_i 为卷积网络输出的高层语义特征.该函数可以在学习共同特征分布的同时,将最终的特征输出约束为类二进制码,而后在检索过程中使用激活函数(如 sgn 函数),将得到的语义特征映射为哈希编码.

1.3.3 交叉熵损失函数

为了得到更加紧凑的图像特征,本文进一步在上述加权损失函数的基础上加入交叉熵损失函数,该函数能够衡量深度卷积网络的预测值与实际值的差异性信息,即能够有效地约束同类样本

的特征分布距离.其定义为 $L_{ce} = -\sum_{j=1}^n y_j \ln(f_j)$. 其

中, n 为类别数量; y_j 为样本 j 的类别标签; f_j 为样本 j 由网络输出的分类特征.

综上,基于对比度量学习的加权损失函数在嵌入交叉熵损失函数和哈希正则化约束后,能够有效形成同类数据间不同域数据以及相同域数据的共同特征分布,同时提高了特征嵌入学习的速度以及准确率.

2 实验结果与分析

本节对算法进行实验分析,采用的基准数据集为 SHREC13^[22]和 SHREC14^[23],它们是目前用于三维模型草图检索的标准测试集.首先对每个三维模型进行投影渲染,将渲染所得的二维视图标记为与三维模型同样的类别标签,并将二维视

图集全部投入到后续训练过程中. 本文和已有不同类型的检索算法进行了比较, 采用的评价性能指标分别为: 最近邻(nearest neighbor, NN)、第 1 批次(first tier, FT)、第 2 批次(second tier, ST)、E 方法(e-measure, E)、折扣累计收益(discounted cumulative gain, DCG)及平均准确率(mean average precision, MAP)^[22]. 本节首先给出网络结构细节, 然后对算法进行消融性实验, 以验证各模块对检索性能的影响, 最后给出不同算法的检索性能.

2.1 网络结构细节

本文采用深度卷积网络提取草图和视图的高层语义特征. 网络预训练数据集为 ImageNet, 特征提取模块采用 seResNeXt-101 网络^[24]. 整个网络结构采用哈希权重共享网络同时训练草图和视图, 将网络的深度卷积特征截取在全连接层之前. 然后将输出的深度卷积特征输入自注意力层, 得到自注意力特征; 将自注意力特征输入池化层, 并通过 3 层全连接层降维, 得到最终的语义特征. 本文将最终的输出维度设置为 256 维. 整体网络结构如表 1 所示, 其中, K 为卷积核尺寸, S 为步长, D 为输出维度, F 为激活函数.

表 1 网络结构

层类别	参数	输出尺寸
卷积层	$K = 7, S = 2$	64
	seResNeXtBlock $\times 3$	128
	seResNeXtBlock $\times 4$	256
	seResNeXtBlock $\times 23$	1 024
	seResNeXtBlock $\times 3$	2 048
自注意力层	$D = 2 048, F = \text{'ReLU'}$	2 048
池化层	$K = 1$	2 048
全连接层	$D = 1 024, F = \text{'ReLU'}$	1 024
	$D = 512, F = \text{'ReLU'}$	512
	$D = 256$	256

实验中一个批次大小为 20, 共迭代 100 次进行训练, 最终输出的特征维度设置为 256 维, 加权损失函数的参数设置为 1, 0.01, 10, 采用自适应矩估计优化器(简称 Adam 优化器)进行优化, 指数衰减率设置为(0.9, 0.9), 初始学习速率为 0.000 1, 采用余弦学习率衰减方法.

2.2 消融性实验

2.2.1 卷积网络特征维度的选择

不同维度的特征所能囊括的图像信息不同, 过小维度的特征无法涵盖所有的信息, 过大维度的特征又会造成信息的过度复用而难以收敛. 因

此, 本文对不同维度的特征进行了对比实验, 实验结果如表 2 所示. 可以看出, 最优维度的特征为 256 维, 更大维度的特征没有得到更优的结果, 反而增加了内存占用和计算时间.

表 2 特征维度对实验结果的影响

特征维度	MAP
128	0.859
256	0.875
512	0.806

2.2.2 类间距离的阈值参数的选择

本文所设计的加权损失函数除了各损失函数的加权参数以外, 还通过阈值 m 控制类间距离的大小. 若 m 选择过小, 样本会因类内距离大于类间距离而导致特征不可分; m 选择过大又会牺牲空间导致无法聚类. 实验结果如表 3 所示, 可以看出, 当 $m = 2$ 时, 所得到的实验结果最优.

表 3 距离阈值对实验结果的影响

m	MAP
1	0.860
2	0.875
3	0.840
6	0.807

2.2.3 不同模块对实验结果的影响

相比直接提取原始特征进行特征嵌入和相似性评价, 将特征转化为哈希编码有着减少内存占用和提高收敛速度的优势. 另外, 语义标签约束下的哈希正则化学习通过类二进制编码保持草图和边缘视图的共性形状特征, 而忽略了局部特征. 因此, 通过自注意力特征该损失项可明显提高两者之间的类内聚类性. 实验结果如表 4 所示, 可以看出, 加入哈希正则化和自注意力层能够提高检索准确率.

表 4 各模块对实验结果的影响

对比实验	MAP
with 哈希/自注意力层	0.875
with 哈希	0.867
with 自注意力层	0.846
without 哈希/自注意力层	0.838

2.2.4 视点采样角度 θ 对实验结果的影响

为了观察不同视图个数对网络效果的影响, 本文通过控制视点采样角度 θ 得到不同的投影视

图个数进行实验分析. 不同视图个数下所得到的实验结果如图4所示. 可以看出, 当视图个数从1变化到3时检索性能有明显的提高, 主要是由于用户在绘制草图时具有一定的主观性, 用户绘制的草图和视图具有多对一问题. 因此, 采用单一视图会导致部分草图无法得到很好的检索效果. 但是随着视图个数的增加, 检索性能也并不是线性上升, 主要原因是视图个数增加到一定量时, 其不同方向的视图已经能够反映用户绘制的草图, 从而导致检索性能趋于稳定.

图4 视图个数对结果的影响

2.3 实验比较

2.3.1 SHREC13 数据集实验结果比较

为了进一步验证算法的有效性, 本文与已有的三维模型草图检索算法 Siamese^[8], LWBR^[9], DCHML^[6], DCA^[10]和 JFM^[12]进行性能比较. 为了比较的一致性, 本文没有对训练数据进行扩增, 只是通过基准集提供的训练数据完成训练. 不同算法所得到的结果如表5所示.

表5 SHREC13 数据集性能对比

算法	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
Siamese ^[8]	0.405	0.403	0.548	0.287	0.607	0.469
LWBR ^[9]	0.712	0.725	0.785	0.369	0.814	0.752
DCHML ^[6]	0.730	0.715	0.773	0.368	0.816	0.744
DCA ^[10]	0.783	0.796	0.829	0.376	0.856	0.813
JFM ^[12]	0.848	0.775	0.862	0.409	0.890	0.818
本文	0.839	0.858	0.903	0.420	0.904	0.875

由表5可得, 本文算法在SHREC13数据集上的部分评价指标上优于以往的检索算法, 包括2019年白静等^[12]提出的联合特征映射算法(JFM). 主要原因是JFM算法在特征描述上采用传统的Alex网络结构, 这种网络结构只进行局部卷积操作, 而没有如自注意力层一般进行全局相关性卷积操作. 因此, 本文算法提取得到的特征更好地反映出草图和边缘视图的共性结构特征, 且能忽略手绘草图在局部线条上的不准确. 另外, 本文设计

的哈希正则化联合损失函数能够有效完成同类数据间不同域数据与相同域数据的共同特征映射, 提高了草图和视图的相似性和可分性.

图5所示为部分检索算法在SHREC13数据集上的准确率-召回率(precision-recall, PR)曲线. 可以看出, 本文算法在所有召回率 R 条件下的准确率 P 均超过80%; 本文算法在不同召回率 R 上的准确率 P 均高于其他算法.

图5 在SHREC13数据集上的PR曲线对比

2.3.2 SHREC14 数据集实验结果比较

为了进一步验证算法的检索性能, 本文也给出了在SHREC14数据集上的实验结果, 如表6所示.

表6 SHREC14 数据集性能对比

算法	NN	FT	ST	E	DCG	MAP
Siamese ^[8]	0.239	0.212	0.316	0.140	0.496	0.228
LWBR ^[9]	0.403	0.378	0.455	0.236	0.581	0.401
DCHML ^[6]	0.403	0.329	0.394	0.202	0.544	0.336
JFM ^[12]	0.835	0.720	0.810	0.390	0.873	0.756
DCA ^[10]	0.770	0.789	0.823	0.398	0.859	0.803
本文	0.777	0.794	0.836	0.405	0.869	0.812

由表6可得, 本文算法在SHREC14数据集上的部分评价指标上优于以往的检索算法. 类似地, 和JFM算法相比较, 本文算法在MAP指标上也得到了明显的提高.

图6所示为部分检索算法在SHREC14数据集上的PR曲线, 可以看出, 本文算法在70%~100%的召回率 R 范围的准确率 P 均高于其他算法, 且整体准确率 P 超过78%, 具有稳定性.

图6 在SHREC14数据集上的PR曲线对比

2.4 可视化检索效果

表 7 所示为部分基于草图的三维模型检索结果, 对于测试集中的 6 张不同类的手绘草图, 本文算法按照相似度从大到小排序, 在草图对应行的右侧给出了检索到的三维模型; 最后一行所示的部分用黑色边框框出的是算法检索错误的例子. 可以看出, 这种错误的检索结果主要原因是手绘草图的歧义性, 即使是人也难以区分长凳与桌子, 因此也就难以由手绘草图检索到准确的三维模型. 对于这方面工作, 很难采用几何特征进行区分. 在后续工作中, 如何在草图检索融入语义信息, 形成多特征融合下的三维模型草图检索框架, 是本文需要进一步考虑的问题.

表 7 基于草图的三维模型检索结果展示

手绘草图	三维模型

3 结 语

本文提出一种基于哈希自注意力的端到端三维模型草图检索算法. 算法利用哈希正则化联合损失函数得到特征编码, 同时在网络中嵌入自注意力层, 提高特征聚类性. 实验表明, 本文算法所建立的三维模型草图检索网络, 在有效聚类同类数据的特征的同时减少数据域间差异性, 能够实现较为准确的检索目标.

在后续工作中, 可以考虑在已有网络框架中引入细粒度模型, 通过视图或草图的局部特征进一步提高网络的准确率. 另外, 由于草图的绘制过程具有主观性, 而用户的文本描述又无法准确地表达检索需求. 在后续研究中, 可以考虑采用文本信息和草图建立联合检索框架, 进一步提高三维模型草图检索的准确性和可靠性.

参考文献(References):

- [1] Cui Chenyang, Shi Jiaoying. Analysis of feature extraction in 3D model retrieval[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2004, 16(7): 882-889(in Chinese)
(崔晨阳, 石教英. 三维模型检索中的特征提取技术综述[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(7): 882-889)
- [2] Li B, Schreck T, Godil A, *et al.* Shrec'12 track: sketch-based 3D shape retrieval[C] // *Proceedings of the 5th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval*. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2012: 109-118
- [3] Yu Deng, Liu Yujie, Xing Minmin, *et al.* Sketch-based image retrieval using cross-domain modeling and deep fusion network[J]. *Journal of Software*, 2019, 30(11): 3567-3577(in Chinese)
(于邓, 刘玉杰, 邢敏敏, 等. 包含跨域建模和深度融合网络的手绘草图检索[J]. *软件学报*, 2019, 30(11): 3567-3577)
- [4] Liu Yujie, Dou Changhong, Zhao Qilu, *et al.* Sketch based image retrieval with conditional generative adversarial network[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(12): 2336-2342(in Chinese)
(刘玉杰, 窦长红, 赵其鲁, 等. 基于条件生成对抗网络的手绘图像检索[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(12): 2336-2342)
- [5] Eitz M, Richter R, Boubekeur T, *et al.* Sketch-based shape retrieval[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(4): Article No.31
- [6] Dai G X, Xie J, Fang Y. Deep correlated holistic metric learning for sketch-based 3D shape retrieval[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(7): 3374-3386
- [7] Mu P P, Zhang S Y, Zhang Y, *et al.* Image-based 3D model retrieval using manifold learning[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2018, 19(11): 1397-1408
- [8] Wang F, Kang L, Li Y. Sketch-based 3D shape retrieval using convolutional neural networks[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1875-1883
- [9] Xie J, Dai G X, Zhu F, *et al.* Learning barycentric representations of 3D shapes for sketch-based 3D shape retrieval[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 3615-3623
- [10] Chen J X, Fang Y. Deep cross-modality adaptation via semantics preserving adversarial learning for sketch-based 3D shape retrieval[C] // *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2018: 624-640
- [11] Chen J X, Qin J, Liu L, *et al.* Deep sketch-shape hashing with segmented 3D stochastic viewing[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 791-800
- [12] Bai Jing, Kong Dexin, Zhou Wenhui, *et al.* Joint feature mapping for end-to-end sketch-based 3D model retrieval[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(12): 2056-2065(in Chinese)
(白静, 孔德馨, 周文惠, 等. 基于联合特征映射的端到端三

- 维模型草图检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(12): 2056-2065)
- [13] Shi B G, Bai S, Zhou Z C, *et al.* DeepPano: deep panoramic representation for 3D shape recognition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(12): 2339-2343
- [14] Ma Y X, Zheng B, Guo Y L, *et al.* Boosting multi-view convolutional neural networks for 3D object recognition via view saliency[C] //Proceedings of the Conference on Advances in Image and Graphics Technologies. Heidelberg: Springer, 2017: 199-209
- [15] Sinha A, Bai J, Ramani K. Deep learning 3D shape surfaces using geometry images[C] //Proceedings of European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 223-240
- [16] Su H, Maji S, Kalogerakis E, *et al.* Multi-view convolutional neural networks for 3D shape recognition[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 945-953
- [17] Zhang H, Goodfellow I, Metaxas D, *et al.* Self-attention generative adversarial networks[C] //Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. New York: ACM Press, 2019: 7354-7363
- [18] Wang X L, Girshick R, Gupta A, *et al.* Non-local neural networks[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 7794-7803
- [19] Li Q, Sun Z N, He R, *et al.* Deep supervised discrete hashing[C] //Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM Press, 2017: 2479-2488
- [20] Hadsell R, Chopra S, LeCun Y. Dimensionality reduction by learning an invariant mapping[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006: 1735-1742
- [21] Liu H M, Wang R P, Shan S G, *et al.* Deep supervised hashing for fast image retrieval[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 2064-2072
- [22] Li B, Lu Y J, Godil A, *et al.* SHREC'13 track: large scale sketch-based 3D shape retrieval[C] //Proceedings of Euro Graphics Workshop on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville: Euro Graphics Association Press, 2013: 89-96
- [23] Li B, Lu Y J, Godil A, *et al.* A comparison of methods for sketch-based 3D shape retrieval[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 119: 57-80
- [24] Xie S N, Girshick R, Dollár P, *et al.* Aggregated residual transformations for deep neural networks[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1492-1500