结构感知深度学习的三维形状分类方法

韩丽, 朴京钰, 兰鹏燕, 王晓旻, 于冰, 佟宇宁, 徐圣斯

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116081)
(hl_dlls@dl.cn)

摘要: 为了解决复杂、海量三维模型的形状识别问题, 提出了一种结构感知深度学习的三维形状分类方法. 通过联合学习三维模型的几何结构和空间结构, 生成具有结构感知的特征向量表示, 该特征向量具有更强的识别力与稳定性, 在三维形状分类中取得显著的效果. 首先, 提取优化的多尺度热核特征, 并通过 CNN 学习模型, 有效地获取三维形状的几何结构特征; 其次, 建立多视图卷积学习网络提取三维形状的空间结构特征; 最后, 通过联合优化学习生成具有结构感知的深度特征表示. 文中采用了 C++, Matlab, TensorFlow 框架实现, 并在公开的三维数据库进行了大量实验, 实验结果表明, 文中方法获取的深层结构特征对于复杂拓扑结构、大尺度几何形变的三维形状具有稳定性; 与相关方法对比, 在三维形状分类中具有更高的分类精度.

关键词: 形状分类; 结构感知; 卷积神经网络; 深度学习

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18280

3D Shape Classification Method Based on Shape-Aware Deep Learning

Han Li, Piao Jingyu, Lan Pengyan, Wang Xiaomin, Yu Bing, Tong Yuning, and Xu Shengsi

(School of Computer Science and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116081)

Abstract: In order to solve the problem of complex and massive 3D shapes recognition, we propose a structure-aware deep learning model for 3D shape classification. By learning the geometric structure and spatial structure jointly, we generate a structure-aware deep feature vector, which has stronger discriminative ability and stability on 3D shape classification. Firstly, optimal multi-scale HKS features are extracted to construct discerning geometric shape descriptor based on a CNN learning model. Secondly, a multi-view based CNN learning framework is built to extract spatial structure feature. Finally, all the features are jointly learned and generate a structure-aware feature vector. We explore our method by using C++, Matlab, TensorFlow platform, a serial of experimental analysis are carried out in the public 3D databases, they have shown that our deep features are stable for complex topological structure and large-scale geometric deformation. Compared with related methods, this method has higher classification accuracy in 3D shape classification.

Key words: shape classification; structure-aware; convolutional neural networks; deep learning

随着三维建模技术、成像技术的不断发展, 互联网中三维模型的数据量与复杂度与日俱增, 面向海量、异构和复杂三维模型的智能形状分析方法的研究, 已经成为计算机图形学和计算机视觉领

收稿日期: 2020-03-19; 修回日期: 2020-10-07. 基金项目: 国家自然科学基金(61702246); 大连市科技创新基金(2019J12GX038). 韩丽(1973—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉; 朴京钰(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 兰鹏燕(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 王晓旻(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 于冰(1988—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 佟宇宁(1995—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 徐圣斯(1992—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学.

域的重要研究内容。

传统的三维形状分析方法基于人工提取的几何特征构建形状描述符,不仅过程繁复耗时,且局限于特定的模型与特定的应用,很难推广到大规模的三维数据分析中。深度学习采用数据驱动的方式自动学习三维模型的语义特征,其在二维图像、语音识别和文本处理等方面得到了长足的发展。面向三维模型的深度学习方法研究也吸引了越来越多学者的关注,并取得了显著的成果。整体来看,基于深度学习的三维模型分类算法可以分为基于低层次特征、基于原始数据以及基于视图特征 3 大类。由于深度学习在图像处理中的成功应用,基于视图的深度学习方法可以更好地利用图像处理优秀的深度学习模型以及图像数据训练资源,获得了令人瞩目的识别与分类效果。

1 相关工作

深度学习理论的发展及其在二维图像领域的成功应用,为三维形状的分析与识别提供了新思路。近年来,基于深度学习模型的三维形状分析方法,取得了显著的研究成果。按照特征提取的方式不同,三维形状深度学习方法可分为:(1) 基于人工特征的学习方法。其手动提取三维模型的低层特征,并采用深度学习框架自动学习高层特征。通常采用的低层特征有几何矩^[1]、多尺度热核特征^[2]、尺度不变热核特征^[3]和波核特征^[4]等;进而,通过构造特征词袋模型^[5-8]及深度神经网络模型^[9-12],实现高级特征的提取和模型的分类。然而,这类方法依赖于低层特征的手动选择,限制了学习过程的高效性。(2) 基于原始数据的深度学习方法。其依据三维模型的原始表示来设计深度学习网络,基于体素的深度学习方法将体素化表示的模型转化为三维张量,通过构建的神经网络框架自动提取特征。3D ShapeNets^[13]直接从体素化数据中学习特征分布,实现了模型的识别与修复。FPNN^[14]提出了场探测滤波器的思想来获取鲁棒的全局特征表示。OctNet^[15-16]采用了八叉树结构实现了三维数据的深度学习及稀疏表示学习,提高了形状识别的精度。然而,此类方法存在存储与计算量大的缺陷,难以实现高效、精准的形状识别。Qi 等^[17]提出直接在点云数据上进行深度学习的方法,通过提取点云的全局特征来实现三维形状分类与分割。PointNet++^[18]进一步将点集划分为重叠的局部区域,引入 sampling 和 grouping 的迭代思想,解决

了点云模型的局部特征学习问题。由于图结构既可以表示点云模型也可以表示网格模型,因此,基于图卷积神经网络的深度学习方法受到了广大学者的关注。其根据 k 近邻的方式建立图结构,典型的方法有双图卷积网络(dual graph convolutional networks, DGCN)^[19]、三维图卷积网络(3D graph neural networks, 3DGNN)^[20]。然而,基于原始数据的深度学习方法虽然能够有效地避免结构转化过程中信息丢失的问题,但是,由于三维模型的表示多样性与结构复杂性,且缺乏充足的三维训练数据资源,往往导致学习模型存在不稳定性与通用性较差的问题。(3) 基于视图的深度学习方法。通过投影的方式将三维模型转换为一系列二维视图,再采取深度学习方法提取图像特征作为形状描述符。DeepPano^[21]将三维图形转换成全景图,建立卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)框架,提取紧凑的特征描述。Sinha 等^[22]将三维模型参数化到球面上,通过主曲率、热核特征的分布,获得几何图像。Su 等^[23]的 CNN 结构将模型的多个二维视图通过并行卷积框架与最大池化转换为一个紧凑的形状表示,有效地提高了三维形状识别的效率与精度。Guo 等^[24]则提出一种基于几何和投影图像的多模态学习体系结构。Leng 等^[25]进一步引入了得分单元用于衡量多视图的贡献权重,提高了形状分类的性能。基于视图的深度学习方法有效地保留了三维形状原始信息,同时充分利用了二维图像的海量数据资源及性能优越的深度学习方法,在三维识别和分类中取得了显著的成果。然而,此类方法在变换过程中改变了三维形状的局部和全局结构,在一定程度上降低了特征鉴别力。提高基于视图的三维形状学习模型的稳定性与高效性已经成为近年来广大学者关注的热点问题。

2 本文方法概述

为了提高基于视图深度学习的特征识别能力,本文提出了结构感知的 CNN 联合学习框架,不仅学习模型的内蕴几何结构,而且学习模型的空间形状特征,并进行有效的特征融合,进而输入到 Softmax 分类器,实现三维模型的结构识别与形状分类。

2.1 几何形状描述

特征袋(bag of feature, BoF)模型通过聚类方法将三维模型表示为无序的码本分布,建立了介于低级和高级语义特征之间的一种视觉特征表示。

BoF 描述符集成了一系列几何特征并有效地揭示了模型的内在结构性, 从而在非刚性三维形状分类和检索中获得了显著的效果^[6-7].

本文充分利用 BoF 模型的优势, 采用优化的多尺度热核特征(heat kernel signature, HKS)构造具有区别性的几何形状描述符.

HKS 描述了给定流形上光滑函数的最优基, 具有多尺度特征^[26], 能够揭示丰富的局部几何信息. 其描述了表面上相对于时间的热传导, 热核公式为

$$K_t(x, x) = \sum_{i=0}^m \exp(-\lambda_i t) \phi_i^2(x) \quad (1)$$

其在离散空间通常由拉普拉斯算子(Laplace-Beltrami operator, LBO)的前 m 个特征值 λ_i 和特征向量 ϕ_i 定义. 可见, 三维模型的热核特征通过截取任意维度的 LBO 特征向量来表示. 然而, 不适当的特征向量截取往往会降低特征的表示能力. 为了减少 HKS 特征提取过程的损失, 基于 Aflalo 等^[27]方法, 本文利用主成分分析(principal component analysis, PCA)与离散热核方程, 构建了特征嵌入空间与模型空间的最优表示, 有效地提高了 LBO 嵌入空间的表示能力^[28], 如

$$\begin{cases} \mathbf{M} = (1 - \mu) \mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = \mu \tilde{\mathbf{W}}_h^{-1} \\ \mathbf{W}_h = \frac{1}{4\pi t^2} \mathbf{e}^{\frac{d(v_i, v_j)}{4t}} \end{cases} \quad (2)$$

其中, 第 1 部分为 PCA 模型空间映射, $\mathbf{A}$ 是对角矩阵, A_{ii} 元素是共享顶点 x_i 的所有三角形的面积之和; $\mathbf{X}$ 是顶点的矩阵. 第 2 部分代表特征嵌入空间, $\mathbf{W}_h$ 为相似度矩阵, $d(v_i, v_j)$ 表示任意一对网格顶点之间的测地线距离; $0 \leq \mu \leq 1$ 是 PCA 映射与特征映射的平衡因子. 通过奇异值分解矩阵 $\mathbf{M} = \mathbf{Q} \mathbf{\Lambda} \mathbf{Q}^T$, 获得优化的特征值对角矩阵 $\mathbf{\Lambda}$ 与正交的特征基矩阵 $\mathbf{Q}$.

为了评估优化特征空间的表示能力, 引入重建误差

$$E_M = \arg \min_{\hat{\mathbf{D}}} \|\mathbf{X} - \hat{\mathbf{D}}\|_F \quad (3)$$

其中, $\hat{\mathbf{D}} = \mathbf{Q}_m \mathbf{Q}_m^T \mathbf{X}$ 基于前一个特征正交基重构的模型.

图 1 中分别对比了标准的 LBO 特征, Aflalo 等^[27]方法以及本文优化的 LBO 特征. 由特征可视化以及基于前 $m = 100$ 个特征向量所重构的模型结果可见, 本文优化的特征向量具有较强的结构区分性, 有效地减少了特征损失, 提高了特征表示能力.

a. 基于标准LBO的特征分布及重建模型

b. 基于Aflalo等^[27]方法的特征分布及重建模型

c. 优化的LBO ($\mu = 0.5$)的特征分布及重建模型

d. 不同嵌入方法的重构误差

图 1 基于不同 LBO 方法的特征分布和重建模型及重构误差

进而, 基于优化的特征值与特征向量, 采用对数区间 $[t_{\min} = 4\ln 10 / \lambda_{300}, t_{\max} = 4\ln 10 / \lambda_2]$ 设置时间参数 t 并划分 $p = 100$ 个时间区, 选择 p 个特征值和特征向量, 生成 p 维的优化 HKS 特征表示.

因此, 任意的三维模型 M 可表示为几何特征矩阵 $\mathbf{S}_{\text{HKS}} = (s_1^h, s_2^h, \dots, s_n^h)$, s_i^h 为任意顶点 x_i 的多尺度热核描述符, n 为网格顶点的数量.

本文将提取的低层 HKS 几何特征嵌入词汇空间中. 首先, 采用无监督 k -means 方法将几何特征聚类生成 k 个簇中心(即码字), 构成码本; 其次, 利用软量化(soft vector quantization, SVQ)^[5]方法, 每个特征通过软分配矩阵映射到码本中进行特征量化, 其定义为

$$u_i = \frac{\exp(-\alpha \|s_i - v_t\|_2^2)}{\sum_{t=1}^k \exp(-\alpha \|s_i - v_t\|_2^2)} \quad (4)$$

其中, $\|\cdot\|_2^2$ 表示 L_2 范数; α 是控制软分配的平滑参数, 取 $\alpha = 1/(8\eta^2)$; η 表示聚类中心的平均值; v_t 为 k 个聚类中心; 每个局部描述符 s_i 映射到码本进行编码, 构造 $k \times n$ 维矩阵 U . 最终, 将码本的分布频率作为特征描述符, 即模型的 BoF 特征表示.

图 2 所示为以虎模型为例提取几何特征 HKS, 并通过 $k = 20$ 均值聚类将其嵌入到词汇空间, 最终获得码本的频率分布. 与标准的 HKS-BoF 结果相比, 本文优化的 HKS-BoF 特征具有较好的区域

图 2 HKS 特征聚类及 BoF 特征分布曲线

图 3 不同方法构造特征矩阵表示及重构误差

因此, 本文采用双调和距离, 基于优化的 HKS-BoF 特征, 有效地建立了优化的 BoF 特征表示. 图 4 所示为针对 SHREC2016 库中人体模型所构建的全局 BoF 特征矩阵, 可见, 本文 BoF 特征有效地揭示了非刚性变换以及不完整模型中的内在

识别能力.

然而, BoF 局限于局部特征的统计, 忽略了特征的空间关系. SA-BoF^[11]和 GA-BoF^[7]引入测地线核函数距离以及双调和距离思想, 构建了形状上下文信息, 生成具有区分性的全局 BoF 特征表示.

测地线核函数距离表示为

$$\begin{cases} g_{ij} = \sum_{x_j \in X} \sum_{x_i \in X} \phi_i(i) \phi_j(j) \exp\left(-k_{gd} \frac{g(x_i, x_j)}{\sigma_{gd}}\right) \\ F = UGU^T \end{cases} \quad (5)$$

其中, 测地线核函数 g_{ij} 是在一定距离范围内构建的几何特征的分布信息; σ_{gd} 表示顶点间最大的测地线距离; k_{gd} 为距离的衰减率.

尽管测地线距离具有等距不变性, 在非刚性三维形状匹配和检索中具有显著优势, 但是其往往对拓扑噪声敏感.

双调和距离^[11]不仅对噪声和拓扑变化具有鲁棒性, 还具有全局形状感知和光滑性,

$$\begin{cases} k_{ij} = \sum_{l=1}^m \frac{1}{\lambda_l^2} (\phi_l(i) - \phi_l(j))^2 \\ F = UKU^T \end{cases} \quad (6)$$

双调和距离 k_{ij} 由任意一对网格顶点 v_i 和 v_j 之间的 LBO 的特征值和特征函数定义.

图 3 所示为以大卫人体模型为例, 分别基于 GA-BoF^[7]方法与 SA-BoF^[11]方法构造特征矩阵表示, 从其重构的误差曲线可见 SA-BoF^[11]描述符表现出更强的表示能力和更小的错误率.

几何结构, 具有极强的稳定性.

2.2 结构感知的联合学习模型

BoF 图像虽然有效地揭示了模型的内在几何特征, 但在一定程度上忽略了模型的空间结构信息, 对于大尺度拓扑变换的模型缺乏鲁棒性. 为了

图 4 基于全局优化的 BoF 特征及分布

有效提高深层特征的结构识别能力, 本文提出了基于卷积神经网络的联合学习模型。

图 5 将生成的 BoF 特征输入到 CNN 框架中学习模型的深度几何结构, 同时, 建立视图 CNN 框架从多角度视图中学习模型的空间结构特征, 进而, 联合优化学习生成结构感知的深度特征表示。

图 5 结构感知的 CNNs 联合学习框架

本文 BoF 卷积学习模型借鉴了 VGG-M 结构, 主要包括 5 个卷积层及 2 个全连接层。每个卷积层包含 ReLU 激活函数和 Max-Pooling 操作; 其中, 各卷积层的卷积核依次设置为 64, 128, 128, 512, 512 个, 所有卷积核大小均为 3×3 像素; 最后的全连接层将产生 1024 维的特征向量。

多视图学习框架遵循 MVCNN^[23]的成功思想, 首先将三维模型转换为多角度投影图像, 并采用并行的 CNN 框架, 分别从各个视图中提取特征, 最终, 通过 View-Pooling 操作融合为统一的深度特征表示。

最终, 将 BoF-CNN 输出的内蕴结构特征与 Views-CNN 输出的空间结构特征进行有效连接, 通过损失函数优化学习生成信息丰富的结构特征, 并将其输入到 Softmax 分类器中进行形状识别与分类。

为了提高 CNN 联合模型的学习性能, 实现类间距离最大化和类内距离最小化的目标, 本文采用交叉熵与对比损失目标函数

$$\begin{cases} \min(L) = \min(L_s + L_c) \\ L_c = \sum_{i=1}^{m/2} (\alpha D_W^2 + (1 - \alpha) \max(T_r - D_W, 0)^2) \end{cases} \quad (7)$$

以有效地提高学习模型的训练优化过程。其中, L_s 为交叉熵损失函数; L_c 表示对比损失函数; m 为数据库中样本个数; c 是样本中的类别数; D_W 表示成对的形状特征的 L_2 范数; α 表示它们之间的相似性, 如果它们匹配, 设置为 1, 否则设置为 0; T_r 表示不同类别的形状特征之间的距离。对于不同的特征, 本文仅考虑 0 和 T_r 这 2 个欧几里得度量; 对比损失函数 L_c 表示成对样本的匹配度, 它通过缩小类内距离来提高特征的内聚性。良好的损耗收敛将有效地减少计算量, 有效地提高 CNN 框架的学习效率。

表 1 所示为本文的结构感知 CNN 联合学习框架的具体结构。

表 1 不同网络结构的特征提取

方法	特征提取
BoF-CNN ₁	C(64)P(2)-C(128)P(2)-C(256)P(2)-C(512)P(2)-C(512)P(2)-Fc(1024)-Fc(1024)
Views-CNN ₂	C(64)P(3)-C(128)P3-C(256)P(3)-C(512)P3-C(512)P(3)-Fc(4096)-Fc(4096)

本文具体算法步骤如下:

输入. 三维非刚性模型 $D = \{M_1, \dots, M_m\}$, 初始化参数与学习率 λ_i .

输出. 训练网络参数及分类结果.

Step1. 几何形状特征表示:

for $i = 1:m$

计算模型 M_i 的优化 HKS 特征矩阵 s_i^h ,

基于 k -means 建立词典与特征矩阵 U_i

计算双调和距离矩阵 K , 生成 BoF 矩阵 F_i

end for

计算 BoF 矩阵转换为 BoF 图像 $B_i (i = 1, 2, \dots, m)$.

Step2. 多视图生成:

for $i = 1:m$

生成模型 M_i 的视图 $V_i^t (t = 1, 2, \dots, 12)$

end for

Step3. 结构感知联合学习模型的优化训练:

while ($j \leq T$) do

Step3.1. 输入 BoF 特征图像 B_i 到 CNN₁, 学习并提取 1024 维特征 $f(B_i)$;

Step3.2. 输入视图 V_i^t 到 CNN₂, 并提取 4096 维特征 $f(V_i^t)$;

Step3.3. 建立联合深度特征 $f(VB)_i$, Softmax 层进行分类预测 $\hat{p}_i$, 统计分类精度 $\text{Acc}(i)$;

Step3.4. 通过前向传播计算交叉熵与对比损耗;

Step3.5. 通过反向传播计算 $\partial L_w / \partial D_w$, 更新

CNN₁ 和 CNN₂ 参数, $j++$;

end while

Step4. 输出最终训练分类精度 $\text{Acc}(i)$.

3 实验

采用经典的非刚性三维数据库 SHREC2010, SHREC2011 和 SHREC2015 对本文方法进行实验分析与论证. 其中, SHREC2010 包含来自 10 个类别的 200 个不同姿势的非刚性模型; SHREC2011 包含 30 个不同种类的 600 个网格模型; SHREC2015 拥有 50 个类别的 1200 个网格模型. 在实验中, 通过随机选择 80% 的模型作为训练集, 20% 的模型作为测试集.

由于本文使用的学习模型采用对比损失与交叉熵损失联合目标函数, 因此, 在训练阶段, 将训

练数据成对组织输入, 每个数据生成 12 个投影视图和 1 个 BoF 特征图像.

每对数据的投影视图被输入到并行的 Views-CNN₂ 框架, 通过最大池化学习深层的视图特征. 同时, 将每对 BoF 图像发送到 BoF-CNN₁, 提取深层的结构特征. 进而, 将所有深层特征进行连接, 最终生成结构特征表示, 通过 Softmax 分类器实现三维形状的识别与分类.

本文的网络参数使用联合目标函数和随机梯度下降进行了优化, 其中, 学习率设为 0.03, 学习率衰减设为 0.95, dropout 为 0.5, 正则化权重为 5×10^{-4} , 所有模型都采用 1000 次迭代的训练.

3.1 优化的几何结构特征

首先, 实验论证了 HKS-BoF 特征的稳定性与识别性. 本文采用统一的 CNN 框架(VGG-M)在非刚性模型 SHREC 数据集上分别对比了 AGD-BoF, HKS-BoF 以及优化 HKS-BoF 的识别精度, 如表 2 所示.

以 SHREC2010 库为例, 各个类在不同 BoF 特征上的识别精度曲线如图 6a 所示. 其中, AGD-BoF 的区分性最弱, 本文的 BoF 特征在平均识别精度上分别高于 AGD-BoF 以及标准的 HKS-BoF 10.00% 和 6.00%.

表 2 基于不同 BoF 特征的分类精度 %

BoF 特征	SHREC			mAP
	2010	2011	2015	
AGD-BoF ^[7]	83.26	84.53	85.78	84.52
HKS-BoF ^[5]	87.65	88.01	90.36	88.67
本文 BoF	93.78	95.52	95.41	94.90

图 6b 所示为基于本文优化的 HKS-BoF 特征的交叉混淆矩阵实验结果. 随机在每个类中选取 20 个样本进行分类测试统计, 其中绝大多数的模型均能获得正确的识别结果, 仅仅在结构极为相似的 crab, spider 和 plier 中出现了个别的错误.

3.2 结构感知联合学习模型的形状分类性能

本文提出了结构感知 CNN 联合学习框架, 不仅提取模型的几何结构特征(optimal HKS-BoF), 而且综合分析模型的空间结构特征(多视图投影), 建立有效的联合学习训练机制, 生成具有较强识别力的形状表示, 有效地提高了三维非刚性模型的结构识别与分类精度.

本文以典型的非刚性模型数据库 SHREC2010, SHREC2011 和 SHREC2015 中的模型为例, 进行了学习框架的测试. 首先分别使用 BoF-CNN, Views-

图 6 SHREC2010 数据库中各类识别精度与混淆矩阵

CNN 以及联合学习模型, 对各个类的模型进行了测试, 对比分析如表 3 所示. 其中, 基于 BoF 几何结构学习的识别效果较低, 而基于多视图学习的结构识别效果平均高于 BoF 特征学习 2.00%, 与之相比, 本文结构感知联合学习框架的精度分别高于它们 0.70%与 3.80%, 有效地提高了非刚性三维形状分类的性能.

表 3 基于不同 CNN 框架的分类精确度比较 %

方法	SHREC		
	2010	2011	2015
BoF-CNN	93.78	95.52	95.41
Views-CNN	97.61	98.04	96.49
结构感知 CNNs	98.02	98.33	97.12
联合学习模型			

如图 7 所示, 基于不同的学习框架对 SHREC2011 库中各个类的分类性能进行了交叉验证, 图 7a 所示为基于 BoF, Views 以及基于联合 CNN 学习框架中各个类的识别精度曲线. 可见, 基于 BoF 的 CNN 学习框架在识别结构单一的模型具有较差的识别精度.

图 7b~图 7d 为基于不同学习框架的混淆矩阵测试结果. 随机在每个类别中选取 20 个样本进行

测试, 对角线代表识别正确的样本数目, 非对角线上的数字代表错误分类的数目. 如图 7c 所示为基于 BoF 学习框架的结果, 可见, 其对于几何结构不明显的类别 two-balls, lamp, snake 等识别率较低; 而图 7d 为基于视图的识别, 其容易混淆外部形状相似的模型, 如 man 和 gorilla, scissor 和 pliers. 而本文的结构感知联合学习框架融合了外蕴与内蕴的结构深度特征, 大大改善了在 birds, dogs, two-balls 等类别的识别能力(图 7b), 同时在相似结构的 octopus, man, pliers 等分类中, 也显著提高了性能.

3.3 与相关工作的对比分析

为了进一步验证本文结构感知联合学习模型的高效性, 与先进的研究成果进行了性能比较. 如表 4 所示, 首先与具有代表性的 BoF 方法进行了对比分析. 其中, GA-BoF^[7]方法采用热核和 AGD 作为低层描述符, 利用测地线核函数构造全局 BoF, 避免了时间和形状尺寸的影响, 并通过双层深度信念网络(deep belief nets, DBN)学习深层特征; SA-BoF^[11]采用谱图小波作为几何特征, 再利用自动编码器学习高级特征; SGWC-BoF^[9]利用谱图小波特征构造中层特征, 再利用多类支持向量机实现分类任务.

表 4 基于不同方法的分类性能比较 %

方法	SHREC			mAP
	2010	2011	2015	
GA-BoF ^[7]	86.02	93.20	72.93	84.11
SA-BoF ^[11]	91.83	98.00	84.27	91.37
SGWC-BoF ^[9]	95.66	97.66	92.54	95.28
BoF-CNN	93.75	95.50	95.47	94.91
DeepShape ^[29]	95.50	96.53	92.87	94.96
DeepGM ^[12]	96.33	97.89	93.03	95.75
FeaStNet ^[30]	97.84	98.12	96.35	97.43
MVCNN ^[23]	97.42	97.86	96.17	97.15
本文 CNN	98.02	98.33	97.12	97.82

本文 BoF-CNN 学习框架使用优化的多尺度 HKS 构造了具有较强辨别能力的 BoF 图像, 并联合目标函数优化训练, 通过 CNN 提取内蕴的几何结构特征; 其与 GA-BoF^[7]和 SA-BoF^[11]相比, 性能平均分别提高了 3.00%到 10.00%, 略低于 SGWC-BoF^[9] 0.30%. 然而, 通过与视图特征的有效融合, 可以看到本文模型性能比 BoF-CNN 学习总体提高了近 4.00%的识别精度, 而且比 SGWC-BoF^[9]提高了近 3.00%.

图 7 数据库 SHREC2011 在不同学习框架的识别精度与混淆矩阵

图 8a 所示为本文方法与现有的 BoF 方法的精确率-召回率(precision-recall, PR)曲线对比, 本文结构感知方法的平均检索精度比 SGWC-BoF^[9]略高 0.80%, 比 GA-BoF^[7]提高了 6.20%。

a. 不同的BoF方法

此外, 进一步与基于深度学习的三维形状分析方法 MVCNN^[23], DeepGM^[12], DeepShape^[29]以及 FeaStNet^[30]进行了对比分析。

DeepShape^[29]是以 HKS 形状描述符为输入,

b. 不同的深度学习方法

图 8 不同方法 PR 曲线对比

通过多对一编码的神经网络学习深度特征. DeepGM^[12]以测地线距离为输入,在自动编码器学习框架中学习深层特征. FeaStNet^[30]在局部邻域中使用动态图卷积算子,以原始三维形状坐标作为输入学习局部形状属性. MVCNN^[23]将三维形状转化为多角度投影视图,并采用并行 CNN 框架进行特征聚合及细化.

由表 4 可见,结合视图空间结构特征与 BoF 几何结构特征,可大大提高形状分类的性能;分别比 DeepGM^[12]和 DeepShape^[29]平均高 1.44%和 0.39%,比 MVCNN^[23]高 1.09%. 由图 8b 所示对比 PR 曲线可见,本文结构特征具有显著的区别性,平均检索精度高于 MVCNN^[23]2.60%,高于 FeaStNet^[30]1.20%;而对比 DeepGM^[12]和 DeepShape^[29],则提升了近 3.40%的平均检索精度.

4 结 语

随着互联网中三维模型的数据量与复杂度迅猛增长,面向海量、复杂三维模型的智能形状分析方法需求日益紧迫. 本文充分分析了基于视图的 CNN 学习模型在三维形状识别中的优势与局限性,提出了结构感知联合学习模型的三维形状识别方法,旨在提高视图特征学习的稳定性与高效性. 由于多角度投影视图忽略了模型的内在几何结构信息,因此从一定程度上降低了深度特征在形状识别中的精确性.

本文提出了优化的 BoF 图像表示,有效地揭示了不同拓扑变化的非刚性模型的内在结构一致性. 进而提出了基于几何结构学习与空间结构学习的联合卷积网络框架,通过交叉熵与对比损失函数联合学习机制,生成具有丰富信息的形状表示,有效地提高了特征的区别性与鲁棒性,并通过实验论证了其在非刚性三维形状分类中的优秀性能.

在未来的工作中,将深入探讨不同模态深度特征的加权融合机制,进一步研究大规模复杂点云模型的形状分析与识别方法.

参考文献(References):

- [1] Saupé D, Vranić D V. 3D model retrieval with spherical harmonics and moments[C] //Proceedings of the 23rd DAGM Symposium on Pattern Recognition. Heidelberg: Springer, 2001: 392-397
- [2] Ovsjanikov M, Bronstein A M, Bronstein M M, *et al.* Shape Google: a computer vision approach to isometry invariant shape retrieval[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 320-327
- [3] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2020: 1704-1711
- [4] Aubry M, Schlickewei U, Cremers D. The wave kernel signature: a quantum mechanical approach to shape analysis[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 1626-1633
- [5] Bronstein A M, Bronstein M M, Guibas L J, *et al.* Shape Google: geometric words and expressions for invariant shape retrieval[J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(1): 1-20
- [6] Litman R, Bronstein A, Bronstein M, *et al.* Supervised learning of bag-of-features shape descriptors using sparse coding[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(5): 127-136
- [7] Bu S H, Liu Z B, Han J W, *et al.* Learning high-level feature by deep belief networks for 3-D model retrieval and recognition[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(8): 2154-2167
- [8] Han Z Z, Liu Z B, Vong C M, *et al.* BoSCC: bag of spatial context correlations for spatially enhanced 3D shape representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(8): 3707-3720
- [9] Masoumi M, Li C Y, Ben Hamza A. A spectral graph wavelet approach for nonrigid 3D shape retrieval[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 83(1): 339-348
- [10] Ghodrati H, Ben Hamza A. Nonrigid 3D shape retrieval using deep auto-encoders[J]. Applied Intelligence, 2017, 47(1): 44-61
- [11] Ghodrati H, Ben Hamza A. Deep shape-aware descriptor for non-rigid 3D object retrieval[J]. International Journal of Multimedia Information Retrieval, 2016, 5(3): 151-164
- [12] Luciano L, Ben Hamza A. Deep learning with geodesic moments for 3D shape classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 105(1): 182-190
- [13] Wu Z R, Song S R, Khosla A, *et al.* 3D ShapeNets: a deep representation for volumetric shapes[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 1912-1920
- [14] Li Y Y, Pirk S. FPN: field probing neural networks for 3D data[C] //Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. New York: ACM Press, 2016: 307-315
- [15] Riegler G, Ulusoy A O, Geiger A. OctNet: learning deep 3D representations at high resolutions[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 21-26
- [16] Wang P S, Sun C Y, Liu Y, *et al.* Adaptive O-CNN: a patch-based deep representation of 3D shapes[J]. ACM Transactions on Graphics, 2018, 37(6): 1-11
- [17] Qi C R, Su H, Mo K C, *et al.* PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 77-85

- [18] Qi C R, Yi L, Su H, *et al.* PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[OL]. [2020-03-19]. <https://arxiv.org/abs/1706.02413>
- [19] Zhuang C Y, Ma Q. Dual graph convolutional networks for graph-based semi-supervised classification[C] //Proceedings of the World Wide Web Conference. New York: ACM Press, 2018: 499-508
- [20] Qi X J, Liao R J, Jia J Y, *et al.* 3D graph neural networks for RGBD semantic segmentation[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 5209-5218
- [21] 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
- [22] Sinha A, Bai J, Ramani K. Deep learning 3D shape surfaces using geometry images[C] //Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 223-240
- [23] 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: 7-13
- [24] Guo H Y, Wang J Q, Gao Y, *et al.* Multi-view 3D object retrieval with deep embedding network[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5526-5537
- [25] Leng B, Zhang C, Zhou X C. Learning discriminative 3D shape representations by view discerning networks[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(10): 2896-2909
- [26] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas L J. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion[J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(5): 1383-1392
- [27] Aflalo Y, Brezis H, Kimmel R. On the optimality of shape and data representation in the spectral domain[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2015, 8(2): 1141-1160
- [28] Han L, Yu B, Piao J Y, *et al.* Multi-channel joint sparse learning model for non-rigid three-dimensional object classification[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2020, 63(3): 1-11
- [29] Xie J, Fang Y, Zhu F. DeepShape: deep learned shape descriptor for 3D shape matching and retrieval[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2015: 7-12
- [30] Verma N, Boyer E, Verbeek J. FeaStNet: feature-steered graph convolutions for 3D shape analysis[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 18-23