

基于卷积神经网络的三维 CAD 模型分类

丁 博 , 伊 明

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院 , 哈尔滨 150080)

摘 要: 由于三维 CAD 模型内在的复杂性 , 实现模型的自动分类是一个难题。所以提出了一种基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network , CNN) 的三维 CAD 模型自动分类方法 , 首先采用球体将三维 CAD 模型完全包住 , 获取模型沿固定视角的二维投影视图集; 然后采用 Apriori 甄选出其中的典型视图 , 将典型视图作为卷积神经网络的输入; 在 AlexNet 模型的基础上进行参数调整 , 并将其作为三维 CAD 模型分类器; 最后选取正向传播和反向传播相结合的方式对卷积神经网络进行训练 , 以提高其泛化性能。实验表明 , 该方法能够提高模型分类的准确性和效率。

关键词: 三维 CAD 模型; 卷积神经网络; 二维视图; Apriori 算法

DOI: 10.15938/j.jhust.2020.01.010

中图分类号: TP393.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2020)01-0066-07

3D CAD model classification based on Convolutional Neural Network

DING Bo , YI Ming

(School of Computer Science and Technology , Harbin University of Science and Technology , Harbin 150080 , China)

Abstract: Due to the intrinsic complexity of 3D CAD models , the automatic model classification methods are scarce. In this paper , an automatic 3D CAD model classification approach based on Convolutional Neural Network (CNN) is proposed. At first , in order to obtain 2D views along the fixed angle , we adopt the sphere to wrap the 3D CAD model entirely , then the typical views are selected from the 2D views based on Apriori , and then preprocessed as input vectors for category recognition. Parameter adjustment based on AlexNet model , a novel CNN classifier for 3D CAD models is constructed. Finally , forward propagation and back propagation are selected to train the convolutional neural network to improve its generalization performance. Experiments show that this method can improve the accuracy and efficiency of model classification.

Keywords: 3D CAD models; CNN; 2D views; Apriori

0 引 言

如今三维 CAD 模型已经广泛的应用于我国制造加工技术和数字化建模技术。三维 CAD 模型的

应用促进了新产品设计开发效率的提升 , 经研究调查表明 , 在新产品的研发设计里 , 约 80% 的产品直接利用已有模型或者对已有模型进行微小改动 , 只有约 20% 的产品完全使用新模型^[1]。所以有效地重用已有的三维 CAD 模型 , 是缩短新产品的研发周

收稿日期: 2018-05-09

基金项目: 国家自然科学基金(61673142); 黑龙江省普通本科高校青年创新人才培养项目(UNPYSCT-2016034) .

作者简介: 伊 明(1994—) 男 , 硕士研究生 .

通信作者: 丁 博(1983—) 女 , 博士 , 副教授 , E-mail: dingbo@hrbust.edu.cn.

期、节约开发成本、提高新产品质量的关键^[2-3]。对于三维 CAD 模型检索而言,模型分类可以有效地组织和管理三维 CAD 模型,同时三维 CAD 模型分类是提高模型检索效率与建立模型数据库索引的重要手段,因此三维 CAD 模型分类的研究是至关重要的^[4]。

传统的三维 CAD 分类方法是通过人工进行分类,分类过程耗时耗力,并且人工长时间工作会伴有错误的发生,所以需要开发一种更加智能与具有自动分类功能的三维 CAD 模型分类器^[5]。近些年,机器学习技术取得了突飞猛进的发展,机器学习中的卷积神经网络在语音识别和图像处理方面有着独特的优越性。如 Krizhevsky 等人提出基于深度学习理论的深度卷积神经网络的图像分类算法,在大型图像识别比赛中利用经典的 AlexNet 模型取得了胜利,成功的将误识率降低到 17%,成为图像分类的里程碑算法^[6]。一些学者自然而然地想到将深度学习应用在三维 CAD 模型的分类与检索上,如 Francisco 等人提出一种基于点云分类的 LonchaNet 深度神经网络模型,得到了很高的识别率^[7]。迄今为止,基于二维深度学习的方法取得了最好的效果,但它对三维的扩展仍有许多问题。例如,在 ModelNet 挑战中获得最佳性能的方法主要基于二维视图。这些二维视图通常是将三维数据转化为卷积神经网络更容易识别的特征,例如冯元力、夏梦等提出一种通过球面深度全景视图识别三维模型的方法,首先将三维 CAD 模型进行球面深度投影得出全景视图;其次将全景视图从多个角度展开成为多幅二维视图,最后利用卷积神经网络实现对三维模型的分类识别^[8]。以上研究表明,可以利用卷积神经网络实现对三维 CAD 模型分类。

本文提出一种基于卷积神经网络的三维 CAD 模型分类新方法,该方法主要分为两个部分,第 1 部分是从三维 CAD 模型中提取二维典型视图,首先对三维 CAD 模型沿指定视角进行投影,利用 Apriori 算法从得到的二维视图集中挖掘出具有代表性的视图作为 CAD 模型的典型视图。第 2 部分采用 AlexNet 实现对三维 CAD 模型分类,主要通过控制卷积核和移动步长对 AlexNet 模型结构进行参数设置,使 AlexNet 模型能够利用更多的输入特征,从而提高三维 CAD 模型分类的准确率。

1 基于 Apriori 的典型视图提取方法

近年来,从三维 CAD 模型中提取特征已经成为

一个研究热点,这些研究都致力于通过描述符来表达三维 CAD 模型特征^[9]。常用的三维 CAD 模型描述符可以分为如下四种:基于拓扑的描述符、基于几何结构分析的描述符、基于统计的描述符和基于投影降维的描述符^[10-13]。基于拓扑的描述符利用三维模型的表面、边、定点的联系及拓扑结构进行相似性度量。基于几何结构分析的描述符主要通过模型具体形状、位置来描述三维模型的特性。基于统计的描述符利用直方图和任意三维多边形模型的形状描述的计算方法进行三维 CAD 模型的相似性评价。基于投影降维的描述符是将三维 CAD 模型在特定的位置投影,得到一组二维视图,利用二维视图提取三维 CAD 模型相应的特征表示。这类方法更加符合人的视觉感知特性,即三维 CAD 模型分类比较就转换成二维视图的分类比较,因此得到了广泛的应用^[14-15]。Chen 等^[16]提出一种光场描述符(Light Field Descriptor, LFD)的算法。此算法首先利用正十二面体包围模型,在正 12 面体中取得 10 个非对称顶点;然后在 10 个顶点中的每个顶点设置 10 个不同的光场;最后对得到的 100 幅视图进行 Zernike 特征提取和傅里叶变换特征提取。然而该算法存在大量冗余,虽然可以充分地表达三维 CAD 模型,但是不利于计算机的计算。针对大量的冗余视图,一些学者采用如下方法加以改进,Cyr 等^[17]提出一种通过比较代表性视图中形状结构的方法。通过多个视角渲染得到足够多的视图,将其中一组有明显差异的视图作为最终视图。Baoguang Shi 等^[18]在预处理阶段利用圆柱体包围三维 CAD 模型,像素值即是圆柱体的点和模型主轴的连线投射到三角面片的数量;此时将圆柱体侧面展开得到三维模型的二维视图;最后利用深度学习进行模型分类的任务。Huang Su 等^[19]在对三维模型渲染时使用虚拟摄像机的技术,首先从 12 个方向拍摄得到 12 幅不同的视图;然后利用卷积神经网络对三维 CAD 模型的视图特征进行提取;在三维 CAD 模型分类精度上达到了较高的水平。LFD 还存在另一个问题,该算法只是笼统的对所有二维视图进行同等对待,却忽略了不同视图的特征对三维 CAD 模型的重要性并不相同。如图 1 所示,电缆附件的主视图相对于左视图来说含有更多的代表信息,所以在三维 CAD 模型分类过程中针对不同的二维视图给予不同的重视程度是十分必要的。Shi Min 等人提出一种基于二维投影视图最优权重对的方法,此方法是通过使用拉格朗日乘数和支持向量机为视图配置权重,用来

区分不同视图对于三维模型重要性的不同^[20]。

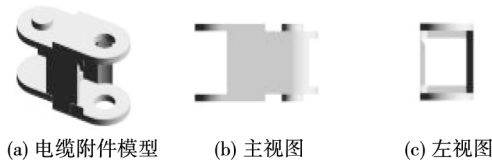


图 1 电缆附件模型

Fig. 1 Cable accessory model

针对以上问题,本文提出一种基于 Apriori 的典型视图提取方法,该方法在投影提取出来的二维视图中筛选出更具代表性的视图,越具有代表性的视图就会含有更多的三维 CAD 模型的特征,即将三维 CAD 模型的分类转换为具有代表性的二维视图之间的分类。该方法首先采用球体将三维 CAD 模型完全包住,按照每隔 30°进行投影,得到一系列的二维视图;然后利用 Apriori 算法从中筛选出 12 幅具有代表性的视图;最后将筛选出的视图作为卷积神经网络的输入。

1.1 二维视图的获取

在二维视图获取的方法上,本文首先采用球体将三维 CAD 模型完全包住,通过在球体上建立三维坐标,沿 x, y, z 轴每隔 30°建立一个投影视点并进行投影,得到三维 CAD 模型的 62 个二维视图 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_{62}\}$ 。

如图 2 所示,该方法既能获得数量足够的投影视图作为候选样本,又不会造成视图数量冗余,避免计算量过大的缺陷。

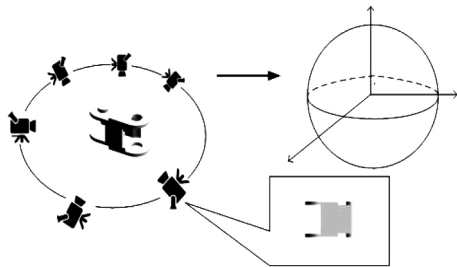


图 2 三维 CAD 模型投影规则

Fig. 2 Projection rules of 3D CAD model

其算法流程如图 3 所示:依次读取数据库中的模型;在计算好的位置放置虚拟摄像机,渲染得到实验需要的二维视图集;直至所有模型读取完毕。

对于一幅二维视图 i ,使用二维极半径傅里叶变换、二维 Zernike 矩,二维 Krawtchouk 矩描述它的特征如式(1)所示 D_i 是二维极半径傅里叶变换,二维 Zernike 矩,二维 Krawtchouk 矩的特征向量 D_{FT}, D_{Zern}

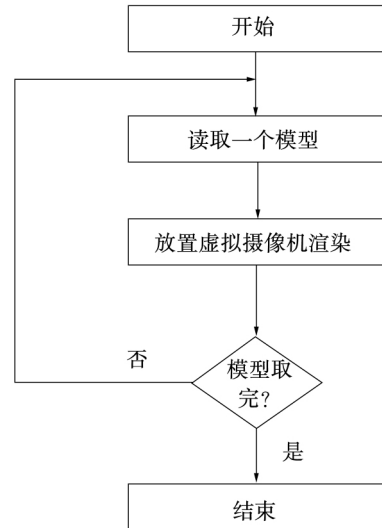


图 3 二维视图提取流程图

Fig. 3 2D view extraction flowchart

和 D_{Kraw} 串联组成的投影视图特征描述子。

$$D_i = (D_{FT}, D_{Zern}, D_{Kraw}) \quad (1)$$

1.2 Apriori 筛选典型视图

在一个投影集合中,典型视图是可以代表一类相似的视图,相似的视图越多,则该视图越具有代表性。本文通过 Apriori 算法找出具有代表性的二维视图,将三维 CAD 模型用二维视图组表示出来。

Apriori 算法的主要思想是通过多次扫描事务数据库,找出频繁项集;然后通过频繁项集产生新的关联规则,重复扫描事务数据库,此过程不断重复直到不产生新的频繁项集。Apriori 算法的具体步骤如下。

1) 构建事务数据库 DATA_BASE,二维视图间的相似性度量如式(2)所示,即

$$\text{sim}(i, j) = 1 - \text{dis}(D_i, D_j) \quad (2)$$

$\text{dis}()$ 是两幅视图 i 与 j 对应特征描述子 D_i 和 D_j 的距离,如果最小相似度小于度量,则 i 与 j 相似。对于数据库中的每一幅视图,统计所有特征相似的视图并作为一条事务存入事务数据库 DATA_BASE。如表 1 所示,数据库中对应 62 条事务的视图集。

表 1 事务数据库

Tab. 1 Transaction database

事务	项集
1	i_1, i_4, i_9, i_{11}
2	i_1, i_5, i_9
\vdots	\vdots
62	i_{62}

2) 对事务数据库 DATA_BASE 进行第一轮扫描,指定支持度大于最小支持度的二维投影视图集为频繁集 L_1 ,并将频繁集 L_1 作为新的候选集,再扫描 L_1 筛选出支持度大于最小支持度的投影视图作为频繁集和候选项集 L_2 。同理,不断筛选候选项集,直到频繁集为空。本文需要的典型视图即所有频繁项集中关联规则置信度最小的视图。

1.3 筛选典型视图个数

三维 CAD 模型经过投影、筛选后,三维 CAD 模

型分类可以由二维典型视图分类来表示,但是由于不同三维 CAD 模型之间的典型视图规模可能存在差异性,为了保证三维 CAD 模型分类的准确率,本文针对所有三维 CAD 模型典型视图依次进行遍历,发现典型视图最少的模型候选项集为 12 幅视图,因此所有模型通过调整最小支持度,将候选项集控制在 12 幅,即卷积神经网络的输入为 12 幅典型视图。如图 4 为电缆附件筛选出的典型视图。



图4 电缆附件典型视图

Fig. 4 Typical views of Cable accessory

2 卷积神经网络

卷积神经网络作为一种由人工神经网络和深度神经网络相结合生成的新型神经网络,它的优点就是能够对图像像素进行直接卷积实现特征选择与提取,这是一种与人脑处理系统近似的处理模式。也就是说直接以原始数据作为输入数据,在大量的训练中自动学习。另外,卷积神经网络引入了局部连接、权值共享和下采样等方法,大大降低了需要训练的参数量,降低了网络的复杂度,提高了训练效率。卷积神经网络在语音识别分类与图像处理上取得了显著的成果,Alex 等人提出的 AlexNet 模型就是当年 ImageNet 平台上的经典之作^[3]。但目前卷积神经网络在三维 CAD 造型分类上的应用还很有限,本文在 AlexNet 模型的基础上微调现有模型的参数,并使用该模型对三维 CAD 模型进行分类,本次模型的改进只限于 AlexNet 模型。

2.1 卷积神经网络改进思想

简单地说,卷积神经网络的主要工作原理是将输入的图像特征通过与卷积核卷积、池化等方法逐层提取出来,并在输出终端进行分类。影响分类效果的因素主要是模型的层数和特征参数选择。

本文所使用的卷积神经网络是在 AlexNet 模型的基础上加以改进,构建的 8 层网络结构。传统的 AlexNet 模型由于训练集数量过大,分类过多,在第一层卷积时卷积核的大小设置为 $11 \times 11 \times 3$,移动

步长为 4。这种方法虽然减少了训练的时间,但是造成了数据特征的遗漏,降低了训练的准确率。本文进行三维 CAD 模型分类,训练数据和测试数据的大小适中。因此本文在卷积层适当的减少卷积核大小和滑动步长,以增加训练的准确率,获得更好的分类结果。

三维 CAD 模型分类系统如图 5 所示。首先利用投影和 Apriori 算法从三维 CAD 模型中提取二维视图。然后在训练阶段,利用生成的二维视图对改进的 AlexNet 模型进行有监督训练。最后在测试阶段,将测试集中的二维视图作为训练完成的 AlexNet 模型的输入,其输出就是改进后的模型分类标签。

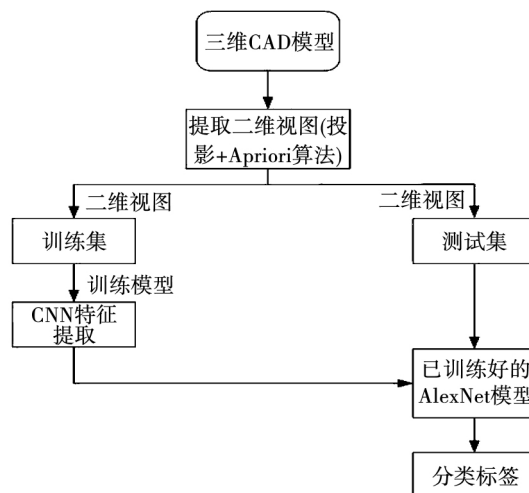


图5 三维 CAD 模型分类系统

Fig. 5 3D CAD model classification system

2.2 卷积神经网络结构设计

本文所采用的 AlexNet 模型是一个 8 层网络结构的深层卷积神经网络模型,其中包括 5 层卷积层、3 层 pooling 层和 3 层全连接层。基础的 AlexNet 模型在第一层卷积层中利用 96 个大小为 11×11 的卷积核对输入图像数据进行卷积,移动步长为 4。本文对 AlexNet 模型进行微调,将所有的卷积层中卷积核均变为 3×3 大小,移动步长为 1, padding 为 1,这一改进能够利用更多的输入特征,并保证在卷积层中输入图像大小不发生改变。由图 6 可知改进后的模型第一层卷积层中卷积核个数为 96,卷积核大小为 3×3 ,移动步长为 1,之后对该卷积层进行线性偏移函数的转置和池化操作,能够去掉大量不重要的参数,来提高模型的鲁棒性,以达到更好的学习效果。

激活函数选取非线性非饱和的 Relu 函数,这种非饱和的函数比饱和函数训练速度更快,Relu 函数不但保留了非线性的表达能力,而且在正直部分,又具有线性的性质,不会引起非线性导致梯度弥散的现象。更有利于训练更深层的网络。池化的操作选择最大池化,即在卷积层每一组 2×2 的邻域点内取

最大值,滑动步长为 1,最后在利用局部响应归一化的方法来提高网络的泛化能力得到第一层的特征向量。

第二层卷积层与第一层操作相同;第三层与第四层卷积层只有卷积核最大池化的步骤且参数与前两层均一致;第五层经过卷积、最大池化和线性偏移函数转置后得到 256 个 29×29 的特征向量;第六层是全连接层,将第五层卷积层得到的特征向量拉伸得到 4 096 维的向量;第七层与第六层操作相同;第八层是通过 softmax 输出分类,本文中输出为 7,即 7 分类。对于分类类别判断,即

$$type = T(\max(P)) \quad (3)$$

其中 P 为 $N \times 1$ 的列向量,其中该向量的最大值就是最可能的类别。函数 T 为阈值函数,当输入大于函数设定的阈值时,则函数输出目标类别,否则输出 negative。

另外为了防止过拟合的现象发生,尽量在可允许的范围内,保持标签不变的情况下增大数据集,并且在每个全连接层后面添加 dropout 函数,提高网络模型的泛化能力。

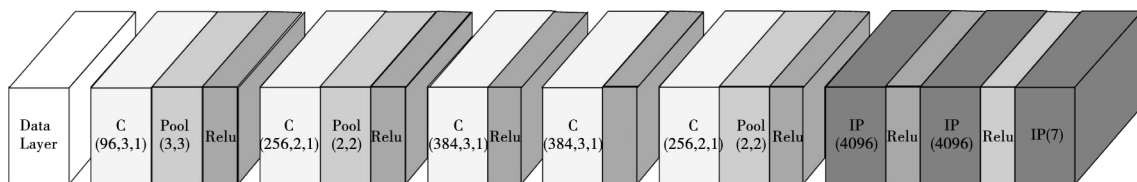


图 6 改进的 CNN

Fig. 6 Improved CNN

2.3 卷积神经网络的训练

本文采用二维典型视图训练卷积神经网络,在训练前,模型所有的权值都要通过高斯分布进行初始化。卷积神经网络的训练分为正向传播和反向传播两个过程。

1) 正向传播阶段,本文中样本均为 RGB 彩图,所以输入 x 就是对应 RGB 的 3 个矩阵,此时上一层的输出就是下一层的输入,从隐藏层前向传播到卷积层的过程可以表示为

$$a^l = \sigma(z^l) = \sigma\left(\sum_{k=1}^M z_k^l\right) = \sigma\left(\left(\sum_{k=1}^M a_k^{l-1} * W_k^l\right) + b^l\right) \quad (4)$$

其中: l 代表层数; a^l 代表第 l 层的张量; $*$ 代表卷积; W 代表卷积核; b 代表偏置; σ 为激活函数,在卷积层为 Relu 函数,在全连接层为 sigmoid 函数,最后应得到一个 7 维的向量 y ,表示输入 x 被分为指定类型的概率。

2) 反向传播阶段,通过比较上一阶段得到的输出与本次实验收集的数据集类型标签向量的误差 δ^l ,使用误差代价函数调整权值参数,每一层的误差都可以根据式(5)从反向逐层推导得到。

$$\delta^{l-1} = \delta^l * W^l f'(net^{l-1}) \quad (5)$$

式中: W^l 是由卷积核的权重组成的数组;符号 $*$ 表示矩阵中每个元素对应相乘; $f'(net^{l-1})$ 是加权输入的激活函数的导数。

通过正向传播和反向传播的训练,得到该模型的权重参数,在利用梯度下降的方法即可得到卷积神经网络的模型,本文经过多轮测试,学习率为 0.001 时,优化效率较高。训练迭代次数为 1 400 次,训练达到 1 200 次左右时,代价函数基本收敛,训练集上的训练误差曲线如图 7 所示。

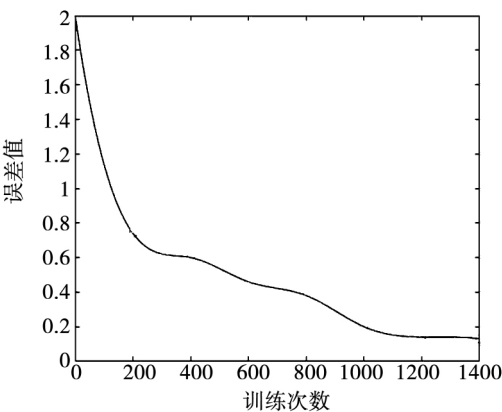


图 7 三维 CAD 模型训练误差曲线
Fig. 7 Training error curve of 3D CAD model

3 系统实现

目前,三维 CAD 模型研究领域还不存在一种普遍认同的模型标准,因此本文从全球最大的 3D 零件库 trancaparsonline 中组建自己的数据库。分别收集了紧固件、撑头、螺栓等 7 类模型,每类 500 种数据样本,随机选取 400 种作为训练集,剩余 100 种作为测试集,共 700 种进行分类。部分三维 CAD 模型如图 8 所示。



图 8 部分三维 CAD 模型
Fig. 8 Part of 3D CAD model

表 2 给出新 AlexNet + LFD、AlexNet + 投影 + Apriori 算法、新 AlexNet + 投影 + Apriori 算法在测试集上的分类准确率。从表 2 中可知传统的 AlexNet 模型与筛选二维典型视图的方法结合对三维 CAD 模型的识别准确率达到 84.3%,而采用微调后的 AlexNet 模型与筛选二维典型视图的方法结合对三维模型的识别准确率高达 90.9%,实验验证了微调后的 AlexNet 模型在分类的效果上有了较大的改善;又通过 LFD 和生成二维典型视图的方法比较可知,可知筛选二维典型视图的方法在三维 CAD 模型分类中效果更优。

表 2 分类准确率比较
Tab. 2 Classification accuracy comparison

编号	类名	数量	准确率		
			新 AlexNet + LFD	AlexNet + Apriori 算法 + 投影	新 AlexNet + Apriori 算法 + 投影
1	紧固件	100	0.85	0.86	0.92
2	吊装设备	100	0.76	0.79	0.90
3	螺栓	100	0.79	0.83	1.0
4	轴承	100	0.78	0.85	0.91
5	螺钉	100	0.82	0.81	0.87
6	液压缸	100	0.81	0.91	0.90
7	夹钳	100	0.78	0.85	0.86
8	所有	700	0.799	0.843	0.909

为了更加直观地看到比较结果,我们绘制出分类准确率折线图。如图 9 所示,明显看出 LFD 分辨模型的效果最差,这是由于 LFD 对于所有的特征信息做同等对待,不能精准的描述三维 CAD 模型的特

征。本文在做投影操作的基础上,采用 Apriori 算法筛选出 12 幅典型视图,较全面的描述三维 CAD 模型的信息,由实验结果上可知此方法对三维 CAD 模型分类的准确率有了较大的提高。

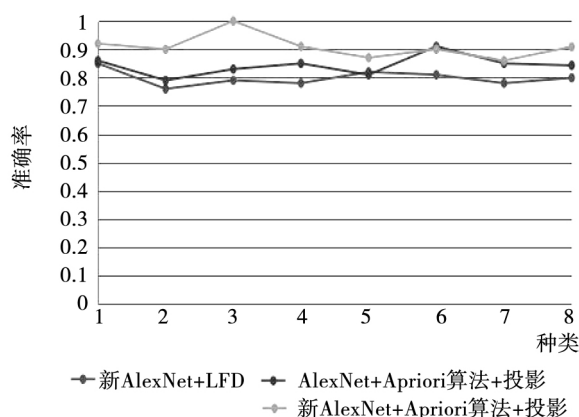


图9 分类准确率比较

Fig. 9 Classification accuracy comparison

4 结 论

本文提出一种基于卷积神经网络的三维 CAD 模型分类方法, 首先将三维 CAD 模型转变为方便进行训练的二维视图, 然后利用 Apriori 算法筛选出具有更多特征的二维典型视图, 较好地弥补了传统视图提取方法中造成数据冗余和忽略不同数据特征对三维 CAD 模型影响不同等缺点。在原有 AlexNet 模型的基础上本文通过适当地缩小卷积核大小和减少滑动步长使修改后的模型能够利用更多的输入特征, 并最终达到了 90.9% 的分类准确率。

参 考 文 献:

- [1] 皇甫中民, 张树生. 基于图索引过滤机制的三维 CAD 模型局部检索[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(7): 1679.
HUANGFU Zhongmin, ZHANG Shusheng. Partial Retrieval Method of 3D CAD Models Based on Graph Indexing and Filtering Mechanism [J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2015, 21(7): 1679.
- [2] ZENG Hui, LIU Yanrong, LI Siqi, et al. Convolutional Neural Network Based Multi-feature Fusion for Non-rigid 3D Model Retrieval[J]. Information Processing Systems, 2018, 14(1): 176.
- [3] 李海生, 孙莉, 武玉娟, 等. 非刚性三维模型检索特征提取技术研究[J]. 软件学报, 2018, 29(2): 483.
LI Haisheng, SUN Li, WU Yujuan, et al. Survey on Feature Extraction Techniques for Non-Rigid 3D Shape Retrieval[J]. Journal of Software, 2018, 29(2): 483.
- [4] 秦飞魏. 基于语义的异构三维 CAD 模型检索[D]. 浙江大学, 2014.
QIN Feiwei. Semantic Based Retrieval for Heterogeneous 3D CAD Models[D]. Zhe Jiang University, 2014.
- [5] SHARMA, R., J. X. GAO. A Knowledge-based Manufacturing and Cost Evaluation System for Product Design/re-design[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007, 33(9/10): 856.
- [6] KRIZHEVSHY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012: 1097.
- [7] FRANCISCO G-D, ALBERTO G-G, JOSE G-R, et al. A Sliced-based CNN Architecture for Real-time 3D Object Recognition [C]// International Joint Conference on Neural Networks. IEEE, 2017: 412.
- [8] 冯元力, 夏梦, 季鹏磊. 球面深度全景图表示下的三维形状识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(9): 1689.
FENG Yuanli, XIA Meng, JI Penglei, et al. Deep Spherical Panoramic Representation for 3D Shape Recognition [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(9): 1689.
- [9] BIASOTTI S, GIORGI D, SPAGNUOLO M, et al. Size Functions for Comparing 3D Models [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(9): 2855.
- [10] 郑伯川, 彭维, 张引, 等. 3D 模型检索技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(7): 1297.
ZHENG Bochuan, PENG Wei, ZHANG Yin. A Survey on 3D Model Retrieval Techniques [J]. JOURNAL OF COMPUTER-AIDED DESIGN & COMPUTER GRAPHICS, 2004, 16(7): 1297.
- [11] 杨育彬, 林琨, 朱庆. 基于内容的三维模型检索综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(6): 1069.
YANG Yubin, LIN Hui, ZHU Qing. Content-Based 3D Model Retrieval: A Survey [J]. CHINESE JOURNAL OF COMPUTERS, 2009, 32(6): 1069.
- [12] 潘翔, 张三元, 叶修梓. 三维模型语义检索研究进展[J]. 计算机学报, 2009, 32(6): 1069.
PAN Xiang, ZHANG Sanyuan, YE Xiuzi. A Survey of Content-Based 3D Model Retrieval with Semantic Features [J]. CHINESE JOURNAL OF COMPUTERS, 2009, 32(6): 1069.
- [13] 石民, 张树生, 李亮, 等. 基于二维典型视图的三维 CAD 模型检索算法[J]. 制造业自动化, 2012, 34(9): 82.
SHI Min, ZHANG Shusheng, LI Liang, et al. 3D CAD Model Retrieval Using 2D Characteristic Views [J]. Manufacturing Automation, 2012, 34(9): 82.
- [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 Chinese Conference on Image and Graphics Technologies. Heidelberg: Springer, 2017: 199.
- [15] PU J T, AMANI K. An Integrated 2D and 3D Shape-based Search Framework and Applications [J]. Computer Aided Design and Applications, 2007, 4(6): 817.
- [16] CHEN D Y, TIAN X P, SHEN Y T. On Visual Similarity Based on 3D Model Retrieval [J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223.
- [17] CYR C M, KIMIA B B. 3D Object Recognition Using Shape Similarity-based Aspect Graph [C] // ICCV, 2001: 254.
- [18] SHI B, BAI B, ZHOU Z, et al. 3D Deep Panoramic Representation for 3-D Shape Recognition [J]. Signal Processing Letters. IEEE, 2015: 2339.
- [19] SU H, SUBHRANSU M, EVANGELOS K, et al. Multi-view Convolutional Neural Networks for 3D Shape Recognition [C] // 15th IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 945.
- [20] SHI M, ZHANG S S, LI L, et al. 3D CAD Model Retrieval Using 2D Characteristic Views [J]. Engineering & Technology, 2012: 1.

(编辑: 温泽宇)