



基于深度学习的抗噪声点云识别网络设计

张光玺¹, 汤 汶², 万韬阮³, 薛 涛¹

(1. 西安工程大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710048; 2. 伯恩茅斯大学 科学与技术学院, 英国 伯恩茅斯 BH12 5BB;
3. 布拉德福德大学 工程与信息学院, 英国 布拉德福德 BD7 1DP)

摘要: 为了提高点云识别网络的抗噪声能力, 降低神经网络在空间模型运算中对处理器的压力, 设计一款轻量且具备抗噪声能力的点云识别网络。新的网络通过引入点云库技术, 在多层感知机输入数据前添加了随机采样模块和近邻统计高斯滤噪模块, 有效滤除复杂点云场景中的离群点。通过优化多层感知模块与全连接模块层次结构, 减少网络冗余参数。实验证明: 在模型识别准确率维持在 84.2% 的同时, 相较于 7 种同类型网络, 本网络对数据中的随机噪声具有较强的鲁棒性, 并具有更快的识别速度。

关键词: 点云识别; 抗噪声; 轻量型; 点云库; 随机下采样; 高斯统计滤噪
中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A

Design of anti-noise point cloud recognition network based on deep learning

ZHANG Guangxi¹, TANG Wen², WAN Taoruan³, XUE Tao¹

(1. School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;
2. Faculty of Science and Technology, Bournemouth University, Poole BH12 5BB, United Kingdom;
3. Faculty of Engineering and Informatics, University of Bradford, Bradford BD7 1DP, United Kingdom)

Abstract: In order to improve the anti-noise ability of the point cloud recognition network and reduce the pressure of the neural network on the processor in the spatial model operation, a light-weight and anti-noise point cloud recognition network was designed. By introducing the Point Cloud Library, adding a random downsampling module and a StatisticalOutlierRemoval filter module before the input data of the multi-layer perceptron, the outliers in complex point cloud

收稿日期: 2020-04-10

基金项目: 陕西省科技厅自然科学基金(2016JZ026); 陕西省科技厅国际科技合作与交流计划(2016KW-043)

第一作者: 张光玺(1993—), 男, 西安工程大学硕士研究生。

通信作者: 万韬阮(1960—), 男, 布拉德福德大学教授, 博士, 研究方向为计算机视觉、VR/AR 等。

E-mail: T.Wan@bradford.ac.uk

引文格式: 张光玺, 汤汶, 万韬阮, 等. 基于深度学习的抗噪声点云识别网络设计[J]. 纺织高校基础科学学报, 2020, 33(3): 113-120.

ZHANG Guangxi, TANG Wen, WAN Taoruan, et al. Design of anti-noise point cloud recognition network based on deep learning[J]. Basic Sciences Journal of Textile Universities, 2020, 33(3): 113-120.

scenese were effectively filtered out. By optimizing the hierarchical structure of multi-layer perception modules and fully connected module, the redundant parameters of network are reduced. The experimental results show that compared with seven kinds of networks of the same type, this network has stronger robustness to the random noise in the data and has faster recognition speed while the accuracy rate of model recognition is maintained at 84.2%.

Key words: point cloud recognition; anti-noise; lightweight; point cloud library; random down-sampling; Gaussian statistical filtering

0 引言

点云是目前使用比较广泛的三维数据格式之一,被广泛应用于快速场景测绘、遥感、计算机视觉等领域。点云是由场景中每个点的坐标组成的集合,获得了点云数据也就得到了相应场景中每个点的空间坐标。随着第五代通信技术的出现,三维场景模型的实时传输将成为可能,将为人工智能快速地分析场景并根据要求作出响应提供帮助。

目前,一部分研究是通过光栅化将点云映射到均匀的体素网格上^[1-2]。此类方法会占用较大的存储空间,严重拖慢处理速度。为了对处理压力作出妥协,此类方法只能采用较低密度的体素网格(如 $128 \times 128 \times 128$)近似表示稠密的空间结构。因此,基于光栅化方法的网络无法完成需要注重细节的识别任务。此外,很多研究的目的是将图像识别网络(如 CNN)应用于三维模型识别,方法是将模型转换成图片集^[3-4]并送入 CNN 进行处理。MVCNN 网络使用固定视角并旋转模型的方法得到模型的 12 张投影图,这种方法对数据进行了降维处理,从而导致模型信息量骤减,并且不适用于识别只有灰度特征模型。

Kd-networks^[5]的研究人员探索了适用于存储空间特征的数据结构,包括 Kd-Trees^[6]、八叉树^[7]、建设性实体几何^[8]等,进行测试后最终选择使用 Kd-Trees 结构化点云。点云中的坐标被存放在 Kd-Trees 的叶子节点中,每个非叶子节点关联一个分割阈值和分割方向,分别代表一个切面分割空间的位置和方向。Kd-networks 是空间数据结构在点云网络中的一次成功应用。PointNet^[9]和 PointNet++^[10]直接使用坐标作为神经网络的输入,它们使用对称函数解决点云的无序性问题,并加入了空间变换网络 STN 矫正点云的空间位姿使特征图对齐。PointNet++ 是 PointNet 的改进,使用多尺度邻域提高了架构的细节获取能力,能够分块描述点云并抽象点云的局部特征。LightPointNet^[11]是针对点云识别网络存在的架构复杂、训练参数较多等问题提出的一种轻量级点云识别架构。LightPointNet

相较于 VGG16^[12]、LightNet^[13]和 VoxNet,具有网络紧凑、运算速度快、参数少等特点,在 ModelNet10 和 ModelNet40 数据集上取得了与其他识别网络相近的识别准确率。

但是,上述相关工作并未考虑如何降低离群点和模型稠密度对点云分类任务的影响。为了改善对复杂环境中获得的含噪点云的分类识别效果,在维持较高的分类准确率的基础上,本文为网络添加近邻统计滤波和随机下采样等预处理,并调整网络架构,减少网络参数数量,降低处理器压力,拓宽网络的适用范围,为在移动设备上实现点云模型分类提供帮助。

1 点云识别网络架构

1.1 架构设计难点

让人工智能(artificial intelligence, AI)设备在接收到点云数据后精确识别模型类别,是 AI 实现智能应对的前提。目前卷积神经网络 CNN 在图像任务上表现出色,但将 CNN 应用于三维模型识别任务,还需要解决以下几个问题:

1)点云的无序性问题。与图片像素点有序排列不同,点云是点坐标的无序集合,任意更换点云文件中各行的顺序,其空间结构不变,如图 1。

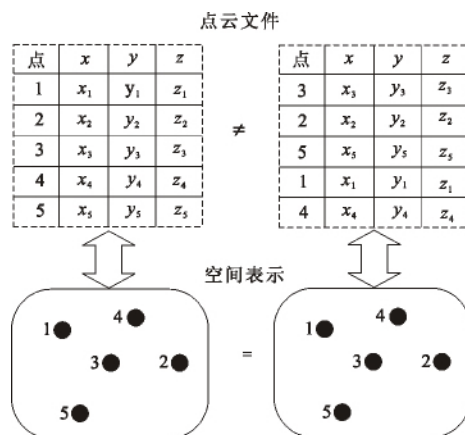


图1 点云的输入无序性

Fig.1 Input disorder of point cloud

图1中上方为2个输入顺序不同的点云文件,可以看出2个点云的空间结构相同。意味着如果一个模型包含2 048个点,则其在点云文件中有2 048!种表示方法,要识别点云就要对不同的输入顺序拟合出近似相同的结果,从而使网络对输入顺序鲁棒。

2) 点云模型的刚性旋转。如图2所示,同样一个空间模型经过一定角度的刚性旋转或平移后,文件中每一个点的坐标都发生了变化,严重扰乱神经网络的参数训练。所以,点云识别同样需要解决点云的刚性旋转问题。

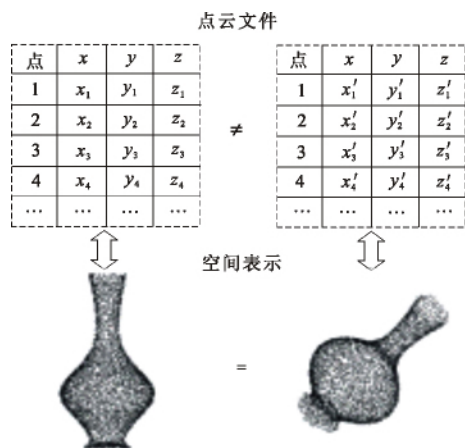


图2 点云模型的刚性旋转

Fig.2 Rigid rotation of point cloud model

3) 稠密度不均及离群点。在应用中获取的点云模型往往具有稠密度不均以及含有大量离群点等问题。稠密度不均是指某些区域点过于密集使信息量较低,而模型识别任务往往需要用稀疏且均匀的点描述模型的边缘和表面。因此,需要对稠密度不均的点云模型进行下采样处理。

在实际应用中离群点是无法避免的,传感器在使用过程中会受到热噪声与散弹噪声的影响,且现有算法只能粗略估算环境中点的位置,会造成大量坐标偏离实际位置,还会引入一部分本不存在的附加性噪声,即离群点。离群点在一定程度上导致了全局特征的偏差,致使分类效果不理想。

1.2 抗噪声点云识别网络架构

1.2.1 预处理模块 ModelNet40 点云数据集^[14]中是纯净且无噪声的模型,数据集中每个坐标都能精确描述模型表面。但在实际应用中,根据现有模型获取算法,例如即时定位与建模算法^[15](simultaneous localization and mapping, SLAM),获得的点坐标只能粗略描绘物体空间结构^[16]。

针对点云模型中的离群点和数据采样密度不均等问题,在本网络之中分别引入点云库(point cloud library^[17], PCL)中的 StatisticalOutlierRemoval 过滤算法和 RandomSample 过滤算法。Statistical-

OutlierRemoval 过滤算法也称为近邻统计高斯滤波算法,是开源点云库 PCL 提供的一种点云滤波方法。其工作原理是统计模型中每个点到周围 K 个近邻点的平均距离,并将距离数值统计为高斯分布,通过计算高斯分布的均值和标准差,将 K 近邻平均距离大于某个阈值(标准差乘数与高斯分布标准差的乘积)的点去除,以起到滤波效果。在设置不同参数后发现, K 值对实验效果影响不大,且设置过大会导致内存占用较高。在本网络中,根据滤波需求程度以及处理器计算能力,将近邻统计个数设置为 50,标准差乘数设置为 1.0,意味着与 50 个近邻点的平均距离比高斯分布中的均值大 1 个标准差的点将被判定为离群点,将此类点去除以起到滤波的作用。通过获取数据集模型并使用高斯统计滤波算法滤除噪声,获得滤波效果对比图,如图3所示。

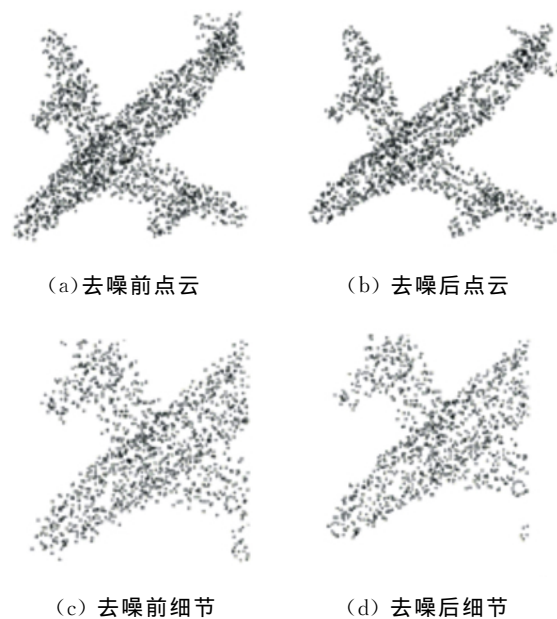


图3 点云去噪效果图

Fig.3 Point cloud denoising effect

由图3可以看出,通过高斯统计滤波算法,飞机模型周围的离群点被滤除,滤波后模型细节轮廓清晰,特征明显。实验证明,通过调整过滤器参数,可以使滤波模块在去除模型中离群点的同时,能较好的保留边缘细节。RandomSample 过滤器不仅可以使点密度均匀化,还能固定输出点数,使得数据最终能够以统一的尺寸输入到神经网络中进行训练。图4展示了点云数据送入神经网络前的预处理过程。

如图4所示:首先是添加噪声的过程,纯净点云数据通过添加抖动变量模拟复杂场景中的点云效果;之后将数据送入点云预处理模块,进行近邻高斯统计滤波和随机下采样预处理;再将预处理之后的数据将被送入神经网络进行训练。

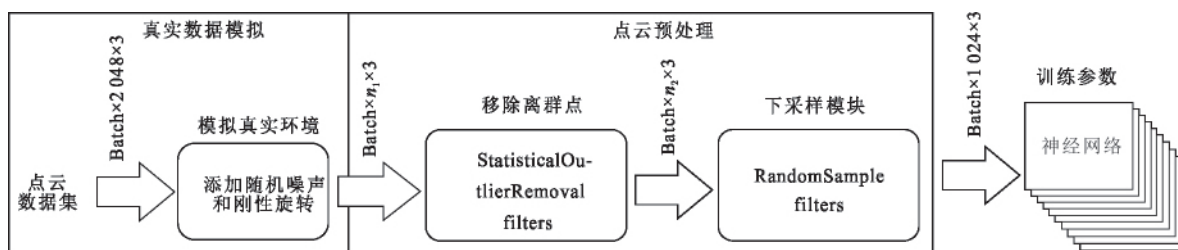


图4 点云预处理模块

Fig.4 Point cloud preprocessing module

1.2.2 神经网络模块 图5为神经网络的总体架构设计。在参数提取方法和处理无序输入问题上借鉴了经典架构 PointNet。提取与处理方式如下：

1) 点云数据通过预处理模块后数据尺寸为 $b_a \times 1024 \times 3$, 其中 b_a 为每次提取和训练的点云数量; 使用 Numpy 将数据张量扩展一个维度, 尺寸变

为 $b_a \times 1024 \times 3 \times 1$ 。

2) 使用 1×3 的卷积子对数据进行步长为 1 的卷积, 卷积输出维度设置为 1024, 相当于利用每个点的 3 个坐标抽取 1024 个特征数据。

3) 在 1024 维特征中感知 512 维特征。

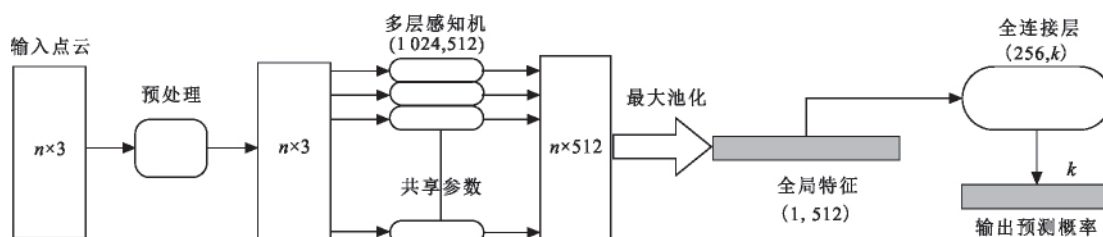


图5 点云分类网络架构

Fig.5 Network architecture of point cloud classification

在 PointNet 中, 此处使用多层感知的办法, 依次得到 64、64、128、1024 维特征。经过架构分析得出: 只有第一次卷积出的特征是通过坐标得到的, 也就是只有第一层对坐标信息最为敏感; 从第二层特征提取开始, 使用的输入数据与坐标点的关联随着层数的增加而逐渐减弱。所以, 首层卷积子数量设置为 64, 并没有充分利用直接卷积坐标的优势; 而且, 使用多层感知的办法分步得到 1024 维特征增大了参数训练难度, 大幅增加模型参数数量, 造成不必要的计算压力; 同时, 过深的网络层次也会造成训练时过拟合现象的产生^[18]。为了验证多层感知机结构对分类准确率的影响, 本文设置对照实验, 将首层卷积子数量设置为不同值, 并记录分类准确性在不同训练批 (s) 时的数据, 结果见表 1。

从表 1 可以看出: 分类准确率随着首层卷积子数量的提升而提高; 当卷积子数量设置为 2048 时, 训练耗时增长明显, 同时识别速度较慢。因此, 本文将多层感知机结构设置为 1024×512 。这样既充分利用了第一次卷积直接处理坐标的优势, 充分提取位置特征信息, 又能保证较少的模型训练时间和识

别耗时, 提高识别速度。本次横向对比效果是在 ModelNet 数据集中得出, 由于卷积子数量应由模型复杂度决定, 因此卷积子数量应根据实际使用中的点云复杂性作出调整^[19]。

表1 首层卷积子数量对分类准确率的影响

Tab.1 Influence of first-level convolutions number on classification accuracy

感知机结构	准确率/%			训练耗时 /min	识别耗时 /ms
	$s=5K$	$s=10K$	$s=15K$		
128×512	71.5	80.4	82.1	289	2.2
256×512	72.2	81.6	83.3	327	2.6
1024×512	72.9	82.5	83.9	341	3.1
2048×512	73.1	82.7	84.1	513	5.3

为了探究全连接模块结构对分类准确性的影响, 本文设置对照实验。分别将全连接中间层节点数量设置为 128、256、512 和 1024, 进行 250 轮模型训练并记录分类准确率变化趋势, 结果如图 6 所示。

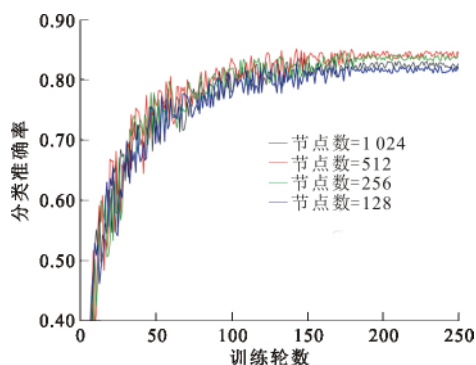


图6 全连接模块结构对分类准确率的影响

Fig.6 Influence of fully connected module structure on classification accuracy

由图6可以得出,全连接中间层节点数设置为256和512时,分类准确率较高,均高于节点数为128与1024时的数据。可见,随着节点数量的增加,全局特征拟合能力有所提高,但当中间层节点数量被设置为1024时,由于出现过拟合现象,分类准确率略有降低。相较于设置256个中间层节点,设置512个节点会造成内存的更多占用。因此,本次实验将全连接结构设置为 $512 \times 256 \times k$ 。

为了使网络对点云输入的无序性产生鲁棒,本文借鉴PointNet网络中的对称方法(symmetric-function)解决此类问题。PointNet中使用的对称方法概括为

$$f(\{x_1, x_2, \dots, x_n\}) \approx g(h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_n))$$

式中: f 为全局特征的提取函数; h 为每一个点的特征提取函数; g 为对称函数。在本网络使用Max-Pooling作为对称函数,见图7。

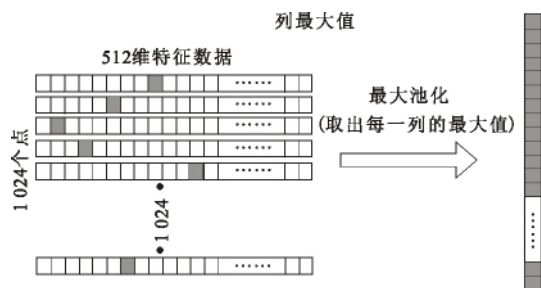


图7 特征层最大池化

Fig.7 Max pooling of feature layer

在图7中,特征层使用Max-Pooling。选取出每一列特征的最大值,得到512个最大特征组成的序列。此时,512个特征点的排列顺序与点云的输入顺序无关,是本网络解决点云无序性的关键^[20]。

相较于PointNet,本网络具有轻量化的特点。PointNet架构中使用了结构为 $64 \times 64 \times 128 \times 1024$ 的多层感知器提取点云特征,且使用的空间域与特征域变换网络内部均维护了一个特征提取神经

网络。特征提取后数据最终被送入结构为 $1024 \times 512 \times 256 \times 40$ 的全连接层,全连接层是神经网络中参数最集中的地方。据估计,PointNet中约包含240万个参数。本网络全连接层结构为 $512 \times 256 \times 40$,多层感知模块结构为 1024×512 ,粗略估计本网络约有66万个参数。相较于PointNet具有参数量较少、内存占用较小的特点,能大幅降低处理器压力,提高网络训练和模型识别速度。

2 结果与分析

2.1 实验环境

由于本实验要将PCL点云库添加到Python代码中,且PCL的Python解决方案Pclpy目前只有Windows版本,所以使用Windows 10作为系统环境。GPU为NVIDIA GTX1080,Python版本为3.6.8,Cuda版本为9.0.176,Cudnn版本为7.5.0.56,TensorFlow版本为1.12.0,Pclpy版本为0.11.0,使用的IDE为PyCharm。

本网络使用ModelNet40数据集,其中包含12311个点云模型,分为40种类型。为了保证测试结果的科学性,数据集中9843个点云单独用于网络训练,2468个点云用于网络测试。数据集模型如图8所示。

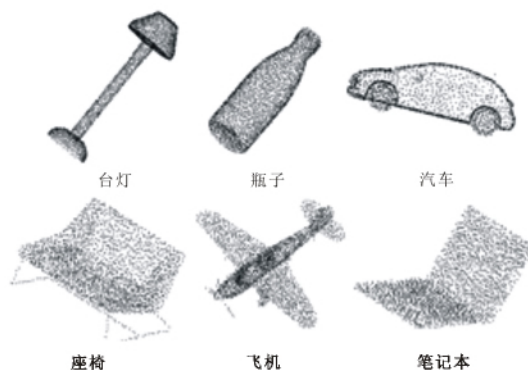


图8 ModelNet40数据集模型

Fig.8 Model of ModelNet40 data set

2.2 含噪点云模拟

为了模拟真实环境中获取到的复杂含噪声点云,本文为数据集中的每个点云添加随机抖动和刚性旋转,经过预处理后将数据送入网络进行训练和测试。添加抖动的方法是使用Numpy为每个批次的点云随机生成一个和输入张量具有相同结构的扰动变量,将扰动变量控制在 $[-0.005, 0.005]$ 区间内以控制抖动幅度,之后将扰动变量叠加到原始点云数据中,形成每个点在原位置附近随机出现的效果。通过此步骤可以将数据集中的点云模拟成真实环境中获取到的复杂含噪点云,见图9。

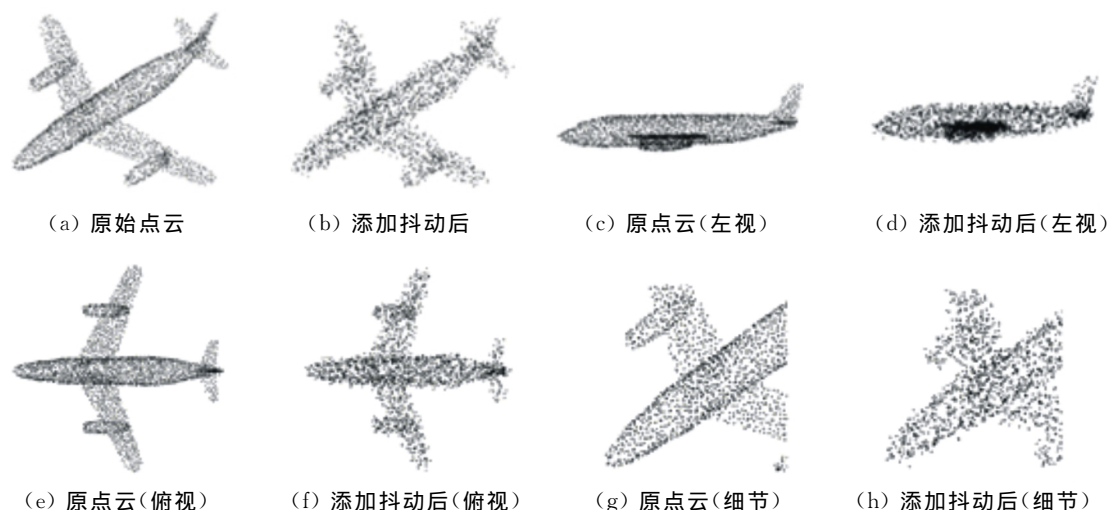


图9 添加抖动效果图

Fig.9 Add dithering effect

此外,利用矩阵点乘的方法为模型添加随机幅度的刚性旋转。在提高神经网络对刚性旋转鲁棒性的同时,模拟扩大数据集中的模型数量。

2.3 实验设计与结果分析

在将数据送入神经网络前,添加了 Statistical-OutlierRemoval 过滤器模块和 RandomSample 过滤器模块。RandomSample 过滤器模块的采样数设置为 1 024。

在特征提取和参数训练模块中,首先使用 Tensorflow 定义了数据的前向传播图,其中数据分为点云和标签,先用 Placeholder 占位。定义了 2 个迭代计算模块,分别为训练和测试模块。点云数据首先被尺寸为 1×3 的卷积子直接卷积,得到每个点的 1 024 维特征信息;然后,使用 1×1 的卷积子从 1 024 维特征信息卷积得到 512 维的特征信息;之后,经过最大池化层得到 512 个特征点,最大池化层帮助网络对输入顺序鲁棒;最后,通过 $512 \times 256 \times 40$ 的全连接层后得到分类概率。

此外本网络使用了梯度衰减的学习率(exponential_decay)。通过观察学习率变化与损失函数变化趋势的关系,得到学习率在 0.003 附近时损失函数下降较快。将初始学习率设置为 0.004,训练轮数设置为 250,衰减系数设置为 0.9,并设置学习率的最小值为 10^{-5} 。这样设置可以使训练时间缩短,减少准确率在收敛值附近的数值抖动。

参数优化器使用了 MomentumOptimizer,损失函数使用了 Tensorflow 的 Sparse_Softmax_Cross_Entropy_with_Logits。最后,将 ModelNet40 数据集中的点云取出,打乱文件顺序,添加抖动和刚性旋转效果,随后喂入网络进行去噪和下采样预处理。

经过 250 轮的迭代学习,得到本网络识别精确度和分类损失的变化趋势,如图 10、11 所示。

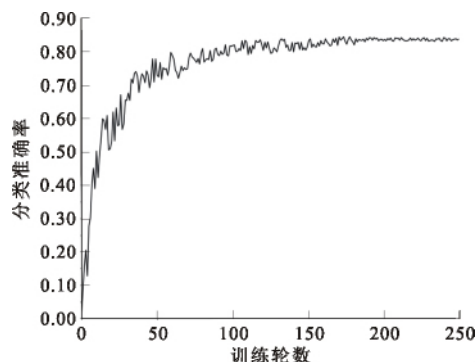


图10 分类准确率随训练轮数的变化趋势

Fig.10 The trend of classification accuracy with the number of training rounds

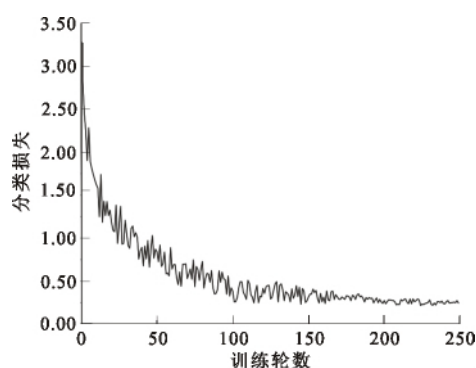


图11 损失函数随训练轮数的变化趋势

Fig.11 The trend of loss function with the number of training rounds

图 10、图 11 分别展示了识别准确率和损失函数随训练轮数的变化(平滑处理后)。随着训练的进行,分类准确率维持在 84.2% 附近,分类损失稳步下降。

为了验证改进后的 PointNet 网络的有效性,选

用 ModelNet40 数据集对 8 种点云识别网络进行横向对比,如表 2 所示。

表 2 ModelNet40 数据集下各网络分类对比
Tab.2 Comparison of various network classifications under the ModelNet40

网络	输入格式	参数量/ 10^{-6}	纯净模型 识别准确 率/%	噪声模型 识别准 确率/%	模型识 别耗时/ ms
3DShapeNets	体素	≈38.00	78.3	76.9	8.9
VoxNet	体素	≈0.92	83.0	81.7	5.5
VRN	体素	≈18.00	91.3	85.2	7.1
Pairwise	图像集	≈138.00	90.7	86.1	5.8
MVCNN	图像集	≈138.00	90.1	87.2	6.3
PointCNN	点云	≈1.65	91.7	87.3	5.7
PointNet	点云	≈2.40	89.2	84.8	5.2
本文	点云	≈0.66	86.4	84.2	3.1

实验发现,添加噪声后各种点云分类网络的识别准确率都有一定程度的下降,但本网络在使用含有噪声的点云模型进行测试时,分类准确性的下降程度较小,仅下降了 2.2%。说明噪声对本网络干扰较小,网络对噪声有一定的鲁棒性。从表 2 的数据上看,虽然使用体素网格和图像集作为输入的部分网络也能达到较高的准确率,但由于这两类网络参数数量巨大,导致模型识别时间较长。

从参数量和模型识别耗时数据可以得出,本网络通过优化多层感知机和全连接层的结构,大幅减少参数数量,使模型识别耗时降低。这种优化可以保证在训练和测试过程中,网络可以保持较低的计算压力和内存占用,在一定程度上可以为在移动设备或其他性能相对较弱的处理器上实现点云识别提供帮助。

3 结 语

本文设计和优化了基于深度学习的抗噪声点云识别网络。通过添加近邻统计高斯过滤器去除点云文件中常见的离群点;添加下采样过滤器,使点云模型的点均匀分布,减少不必要的输入;在保证较高的识别准确率的基础上,降低了处理器的压力,减少了网络的计算量,使点云识别网络向着低层数、高节点数的方向调整。由此可见,本网络将为移动设备实现点云分类提供帮助。在人工智能时代,面对移动终端中有限的处理器计算能力,轻量型抗噪声网络无疑具有更大的优势。

文中还在每次输入网络前将点云进行刚性旋转,扩大了数据集的数量,同时提高了点云对刚性旋

转的鲁棒性。

在下一步的工作中,将利用现有的点云处理和深度神经网络的知识,将点云识别算法进一步优化,提升识别精确度和速度。探索可以存储点云的数据结构,研究新型的点云识别网络。

参考文献(References):

[1] 张彬,熊传兵.基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准[J].激光与光电子学进展,2020,57(4):109-117.
ZHANG B,XIONG C B.Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction[J].Laser & Optoelectronics Progress,2020,57(4):109-117.(in Chinese)
[2] 邵磊,董广军,于英,等.结合多尺度体素和高阶条件随机场的点云分类[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(3):385-392.
SHAO L,DONG G J,YU Y,et al.A point cloud classification method based on multi-scale voxel and higher order random fields[J].Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics,2019,31(3):385-392.(in Chinese)
[3] YU Q,YANG C Z,FAN H,et al.Latent-MVCNN:3D shape recognition using multiple views from pre-defined or random viewpoints[J].Neural Processing Letters,2020(4):581-602.
[4] ANGRISH A,BHARADWAJ A,STARLY B.MVCNN++:Computer-aided design model shape classification and retrieval using multi-view convolutional neural networks[J].Journal of Computing and Information Science in Engineering,2021,21(1):1-7.
[5] KLOKOV R,LEMPITSKY V.Escape from cells:Deep kd-networks for the recognition of 3D point cloud models[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 863-872.
[6] BENTLEY J L.Multidimensional binary search trees used for associative searching[J].Communications of the ACM,1975,18(9):509-517.
[7] 李彩林,陈文贺,胡善明,等.采用八叉树和 OSG 分页结点的海量点云三维可视化[J].计算机工程与应用,2019,55(21):234-239.
LI C L,CHEN W H,HU S M,et al.Massive point cloud visualization using octree and OSG paging nodes [J].Computer Engineering and Applications,2019,55(21):234-239.(in Chinese)
[8] LAIDLAW D H,TRUMBORE W B,HUGHES J F,et

- al. Constructive solid geometry for polyhedral objects [J]. ACM Siggraph Computer Graphics, 1986, 120(4): 161-170.
- [9] QI C R, SU H, MO K, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Puerto Rico: IEEE, 2017: 77-85.
- [10] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]// Proceedings of 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. NY: Curran Associates Inc, 2017: 5099-5108.
- [11] 白静, 司庆龙, 秦飞巍. 轻量级实时点云分类网络 LightPointNet [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(4): 612-621.
- BAI J, SI Q L, QIN F W. Lightweight real-time point cloud classification network LightPointNet [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(4): 612-621. (in Chinese)
- [12] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Computer Science, 2014: 1409-1556.
- [13] ZHI S F, LIU Y X, LI X, et al. Toward real-time 3D object recognition: A lightweight volumetric CNN framework using multitask learning [J]. Computers & Graphics, 2018, 71: 199-207.
- [14] SHILANE P, MIN P, KAZHDAN M, et al. The Princeton shape benchmark [C]// Proceedings Shape Modeling Applications. Genova: IEEE, 2004: 167-178.
- [15] 李少朋, 张涛. 深度学习在视觉 SLAM 中应用综述 [J]. 空间控制技术与应用, 2019, 45(2): 1-10.
- LI S P, ZHANG T. A survey of deep learning application in visual SLAM [J]. Aerospace Control and Application, 2019, 45(2): 1-10. (in Chinese)
- [16] 张光玺. 基于深度神经网络的点云识别算法研究 [J]. 工业控制计算机, 2019, 32(8): 121-122.
- ZHANG G X. Research on point cloud recognition algorithm based on deep neural network [J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(8): 121-122. (in Chinese)
- [17] RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: Point cloud library (PCL) [C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE, 2011: 1-4.
- [18] 王雯. 基于 3D 点云数据的室内物体识别技术研究 [D]. 西安: 西安工程大学, 2019.
- WANG W. Indoor object recognition technology research based on 3D point cloud data [D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2019. (in Chinese)
- [19] 徐国艳, 牛欢, 郭宸阳, 等. 基于三维激光点云的目标识别与跟踪研究 [J]. 汽车工程, 2020, 42(1): 38-46.
- XU G Y, NIU H, GUO C Y, et al. Research on target recognition and tracking based on 3D laser point cloud [J]. Automotive Engineering, 2020, 42(1): 38-46. (in Chinese)
- [20] 马利, 金珊杉, 牛斌. 基于改进 PointNet 网络的三维手势估计方法 [J/OL]. 计算机应用研究: 1-6 [2020-04-24]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2019.06.0171>.
- MA L, JIN S S, NIU B. 3d hand pose estimation method based on improved pointnet [J/OL]. Application Research of Computers: 1-6 [2020-05-08]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2019.06.0171>. (in Chinese)

责任编辑: 武 晖