DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0072-04

深度学习在3D点云分类中的应用

纪宇菲, 郭丽红, 胡婷婷, 翁迪泽

(南京工程学院 通信与人工智能学院、集成电路学院,南京 211167)

摘　要:随着三维感知技术快速发展,点云数据已广泛应用于三维物体识别、场景理解等多个领域,设计和优化高效的点云处理网络已成为研究热点和技术难题。针对传统 PointNet++ 模型局部特征提取能力不足、特征融合不充分,导致点云分类精度受限的问题,提出一种改进的 PointNet++模型,通过引入 KAN 模型来增强局部特征的提取和融合能力,从而提升分类性能。KAN 模型以样条单变量函数替代传统线性权重结构,摒弃多层感知机固有局限,强化网络对点云局部细粒度特征的捕捉与多尺度特征融合能力,同时提升模型可解释性与特征表征精度。实验基于 ModelNet10 数据集进行分类性能对照,实验结果表明,融入 KAN 结构的改进模型能够有效挖掘点云深层局部特征,相较原始模型分类准确率实现显著提升。研究结论证实,KAN 可有效优化 PointNet++ 的特征提取机制,能够明显增强模型对点云数据的表征能力,为三维点云分类任务提供一种高效可行的网络改进方案,也为后续点云深度学习模型优化提供参考思路。

关键词: PointNet++;KAN;深度学习;点云分类;局部特征提取;多尺度特征融合;ModelNet10 数据集

中图分类号: TP391.41;TP18;TP391.9　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1003-7241(2026)08-0072-04

Application of deep learning in 3D point cloud classification

Ji Yufei, Guo Lihong, Hu Tingting, Weng Dize

(School of Communication and Artificial Intelligence, School of Integrated Circuits, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: With the rapid development of 3D perception technology, point cloud data is widely applied in various fields such as 3D object recognition and scene understanding. Designing and optimizing efficient point cloud processing networks become a research hotspot and a technical challenge. To address the limitations of the traditional PointNet++ model—specifically its insufficient local feature extraction capabilities and inadequate feature fusion, which restrict point cloud classification accuracy, this paper proposes an improved PointNet++ model. By introducing the KAN model, this approach enhances local feature extraction and fusion capabilities, thereby improving classification performance. The KAN model replaces the traditional linear weight structure with spline univariate functions, overcoming the inherent limitations of multi-layer perceptrons. It strengthens the network's ability to capture fine-grained local features in point clouds and fuse multi-scale features, while simultaneously improving model interpretability and feature representation accuracy. Experiments are conducted using the ModelNet10 dataset to compare classification performance. The results demonstrate that the improved model incorporating the KAN architecture can effectively extract deep local features from point clouds, achieving a significant increase in classification accuracy compared to the original model. The study's conclusions confirm that KAN can effectively optimize the feature extraction mechanism of PointNet++, significantly enhancing the model's ability to represent point cloud data. This provides an efficient and feasible network improvement scheme for 3D point cloud classification tasks and offers a reference framework for the optimization of future point cloud deep learning models.

Keywords: PointNet++; KAN; deep learning; point cloud classification; local feature extraction; multi-scale feature fusion;ModelNet10 dataset

近年来,随着三维传感器技术的迅猛发展,3D点云数据的获取变得更加便捷。由于其丰富的几何、形状和尺度信息,3D点云在场景理解中扮演着越来越重要的角色。在众多点云识别任务中,点云分类一直是摄影测量和遥感等领域的研究热点,并且已成为智能车辆[1]、自动驾驶、三维重建和文化遗产保护等应用的重要组成部分。然而,3D点云的无序性、非结构化特性、不均匀的密度分布以及复杂的场景等因素,使得点云分类依然是一个极具挑战性的问题。为了应对这一挑战,本文提出了一种改进的PointNet++模型,通过引入科尔莫戈洛夫-阿诺德网络(kolmogorov-arnold networks, KAN)[2]来提升分类的准确性。KAN模型使用样条单变量函数替代传统多层感知机

收稿日期:2025-09-20;**录用日期:**2025-10-30

基金项目:国家自然科学基金项目(62302211);江苏省大学生科技创新项目(202411276133Y);南京工程学院校级基金项目(TB202406014)

作者简介:纪宇菲(2004—),女,研究方向为网络与通信。

通信作者:郭丽红(1975—),女,博士,副教授,研究方向为点云处理、数据安全。

引用本文:纪宇菲, 郭丽红, 胡婷婷,等. 深度学习在3D点云分类中的应用[J]. 自动化技术与应用,2026,45(8):72-75. (Ji Yufei, Guo Lihong, Hu Tingting, et al. Application of deep learning in 3D point cloud classification[J]. Techniques of Automation and Applications,2026,45(8):72-75.)

(multilayer perceptron,MLP)中的线性权重,从而增强了模型的非线性拟合能力,并提高了模型的可解释性。

1 相关研究

1.1 点云特征提取

点云特征提取是三维数据处理中的关键步骤,它涉及从无序的点集合中提取有用的信息,以用于后续的物体识别、场景理解或其他分析任务。点云特征提取主要分为全局特征[3]和局部特征[4]两类。全局特征是利用点云中的所有点构建特征描述子,全面建模整体形状,但在复杂场景下面临挑战。因此,局部特征提取被认为更适合应对这些情况。局部特征提取包括关键点检测和局部特征描述两个关键步骤,是三维模型重建和目标识别的基础。

1.2 点云分类方法

点云分类[5]是将点云数据中的点划分为不同的类别或标签的过程。在早期研究中,研究者主要依赖手工设计的特征规则,并结合传统机器学习分类器,如高斯混合模型[6]、支持向量机[7]和随机森林[8]等来预测每个点的语义标签。然而,这些方法在处理点云数据时存在显著局限性,忽视了点之间的邻域关系,导致分类结果容易受到噪声干扰。随着深度学习技术的快速发展,研究者开始探索深度神经网络在点云数据处理中的潜力,例如卷积神经网络[9]、递归神经网络[10]等模型相继表现出良好的效果。

然而,由于点云数据的稀疏性和非规则性,传统深度学习方法需要将点云转换为规则结构,如多视图或体素网格。这种转换方式虽然可以利用现有的深度学习架构[11-13],但容易导致信息丢失,且计算复杂度较高,难以满足实际应用的需求。为此,斯坦福大学的 Charles 等提出了 PointNet 模型,这一创新性方法直接对原始点云进行处理,不需要任何结构转换,突破了点云数据处理中的传统限制。尽管 PointNet 在全局特征提取方面表现优异,但它忽略了点云数据的局部结构,这对于点云数据中不规则性和不均匀性的处理显得不足。为此,Charles 等进一步提出了 PointNet++模型对局部特征提取进行了改进。PointNet++通过多尺度分组[14]和多分辨率组合策略,能够从不同尺度提取局部特征,同时保持对点云数据局部和全局信息的充分建模。这种改进不仅克服了 PointNet 对局部信息敏感度不足的问题,也展现了深度学习方法在点云处理领域的巨大潜力。

2 改进的点云分类系统设计

2.1 改进的网络架构

为了进一步增强点云特征提取的能力,本文提出一种改进的点云分类网络架构,该架构基于原始的 PointNet++网络,并融合了 KAN。整体网络框架如图 1 所示。

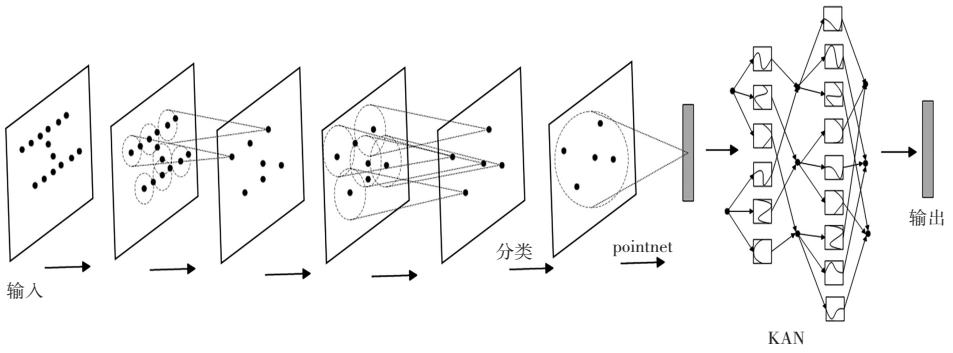


图 1 点云分类网络框图

Fig. 1 Block diagram of a point cloud classification network

PointNet++架构包含两个主要组成部分:点云特征学习和 MLP[15]。输入点云通过全景视觉聚合(PointNet Set Abstraction,PointNet SA)模块进行抽象,从点云序列中提取关键点集并计算每个点的特征向量。为了保持全局信息,聚合模块的输出被再次输入到另一个 PointNet SA 模块中,获取更高级别的全局特征。此外,点云特征学习通过多个 MLP 网络提取不同层次的特征,最终得到整个点云的特征向量用于分类处理。

为了进一步提升模型性能,本研究在 PointNet++的基础上引入 KAN。KAN 受到 Kolmogorov-Arnold 表示定理的启发,该定理表明,如果 f 是在有界域上的多变量连续函数,那么 f 可以被表示为单变量连续函数的有限组合和加法操作。具体地,对于一个平滑的函数 f 表示为 $[0,1]^n \to R$, 可以表示为式(1),即

$$f(x)=\sum_{q=1}^{2n+1}\Phi_q\left(\sum_{p=1}^{n}\varphi_{q,p}(\boldsymbol{x}_p)\right) \tag{1}$$

式中,$\varphi_{q,p}$ 表示为 $[0,1]\to R$ 和 Φq 表示为 $R\to R$,Φ_q 为外部一维函数,$\boldsymbol{x}$ 为输入向量,$2n+1$ 表示所需的最少函数数量。

这种表示方法表明,除了加法之外,所有真正的多变量函数都可以使用单变量函数和求和来表示。KAN 没有线性权重矩阵:相反,每个权重参数都被一个可学习的一维函数替代,这些函数通常以样条函数形式参数化。KAN 的节点简单地对传入信号进行求和,不应用任何非线性。这种设计使得 KAN 在处理低维函数时能够像样条一样进行局部调整,并能够在不同分辨率之间灵活切换。KAN 也可以被扩展到任意宽度和深度。对于一个给定的函数 f, 具体定义如式(2)所示。

$$f(x)=(\boldsymbol{\Phi}_{L-1}\circ\boldsymbol{\Phi}_{L-2}\circ\cdots\circ\boldsymbol{\Phi}_1\circ\boldsymbol{\Phi}_0)\boldsymbol{x} \tag{2}$$

式中,每个 $\boldsymbol{\Phi}_{L-1}$ 都是可学习的一维函数矩阵,L 代表网络的总层数。∘为函数复合。

KAN 的引入增强了模型对局部结构的捕捉能力,并增强其对噪声的鲁棒性。在 PointNet++中,KAN 的应用体现在两个方面:

1) 替换 PointNet SA 中的 MLP。在 PointNet++中,PointNet SA 模块用于从点云序列中提取局部感知域的关键点集并计算每个点的特征向量。原本这一过程中使用的 MLP 被 KAN 替代。KAN 将可学习的激活函数放置在网络的边缘(即“权重”)上,而不是像 MLP 那样在节点(“神经元”)上放置固定的激活函数。这种设计使得 KAN 在处理低维函数时能够进行局部调整,并在不同分辨率之间灵活切换。

2) 替换 MLP 模块。在 PointNet++的 MLP 模块中,引入 KAN 替代传统的 MLP。KAN 的使用不仅提高了模型的参数效率,而且由于其在边缘上的可学习激活函数,使得网络能够更好地捕捉点云数据中的复杂关系,尤其是在局部特征提取方面。这种改进增强了模型的特征表达能力,并提高了模型的鲁棒性和解释性,使其在处理复杂的 3D 点云数据时更加有效。

3 系统测试与分析

3.1 点云数据集的选取及预处理

1) 点云数据集的选取。ModelNet 数据集是一个广泛用于三维形状识别的大规模数据集。该数据集在 2013 年由麻省理工学院创建并发布。ModelNet 数据集包含了各种不同类别的三维模型,数据集中总共包含了 40 个不同的类别。ModelNet 数据集提供了两个版本,这里选用了 ModelNet10 数据集作为测试集。ModelNet10 数据集的训练集和测试集划分如表 1 所示。

表 1 ModelNet10 训练集、测试集划分

Tab. 1 splits of ModelNet10 training and test set

类别	训练集	测试集
bathtub	106	50
bed	515	100
chair	889	100
desk	200	86
dresser	200	86
monitor	465	100
night_stand	200	86
sofa	680	100
table	392	100
toilet	344	100

2) 点云预处理。在点云数据采集阶段,将原始点云转换为 NumPy 格式,便于后续处理。归一化处理通过计算点云的质心并缩放至单位球,消除了不同模型间的尺度差异,增强了模型泛化能力。最远点采样技术则用于从每个点云中均匀选择固定数量的点,减少冗余信息,同时保留了几何特征。这些预处理步骤不仅确保了数据的质量,也为点云分类任务提供了一致的输入格式。

3.2 实验设置

为了验证改进模型的性能,本实验将采用 PointNet++模型和改进后的模型分别进行点云分类任务。实验在华硕 M3401QA 笔记本电脑上进行,配备了 AMD Ryzen™ 75800H 移动处理器及 16 GB 内存,操作系统为 Windows 11,Python 版本选定为 3.10。

在训练参数方面,本实验计划执行 10 个训练周期,并选用 Adam 作为优化器。为了增强模型的泛化能力,将采用数据增强技术,具体措施包括随机点丢失、随机缩放以及随机平移等方法。此外,本实验支持基于 CPU 或 GPU 环境运行;通过调整 CUDA_VISIBLE_DEVICES 环境变量,可以灵活指定所使用的 GPU 设备。整个实验过程中详细记录涵盖所有相关参数设置及达到最佳性能状态时的模型信息,这些重要数据将被保存成文本文件和 Excel 表格两种格式,便于后续分析与对比研究。最终,本实验将依据实例准确率和类别准确率两大指标来评估不同模型的表现效果,并且在每个 epoch 结束后会跟踪当前阶段的准确性,保留表现最优的模型版本。

3.3 评估指标

为了定量分类算法性能,一般采用分类精确度(mean class accuracy, MCA)和实例精确度(overall accuracy, OA)来评价模型性能。MCA 指所有类别的分类准确率的平均值,用于衡量模型对不同类别的均衡表现;OA 是正确预测的样本数占总样本数的比值,用于衡量模型整体分类效果。计算公式如式(3)和式(4),即

$$\mathrm{MAC} = \frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}\frac{\mathrm{TP}_i}{\mathrm{TP}_i + \mathrm{FN}_i} \tag{3}$$

$$\mathrm{OA} = \frac{\sum_{i=1}^{C}\mathrm{TP}_i}{\sum_{i=1}^{C}(\mathrm{TP}_i + \mathrm{FN}_i + \mathrm{FP}_i + \mathrm{TN}_i)} \tag{4}$$

式中,MAC 为分类精确度;OA 为实例精确度;TP_i 为第 i 类中预测为正例且实际为正例的样本数;FN_i 为第 i 类中预测为负例但实际为正例的样本数;FP_i 为第 i 类中预测为正例但实际为负例的样本数;TN_i 为第 i 类中预测为负例且实际为负例的样本数;C 为类别总数。

3.4 性能比较与分析

3.4.1 学习率的性能比较

实验中,针对选定的数据集,测试了不同学习率对改进版 PointNet++模型性能的影响,具体如图 2 和图 3 所示。在图 2 和图 3 中,学习率的变化显著影响了模型的分类精确度和实例精确度。当学习率设定为 0.000 1 时,模型在 MAC 和 OA 两个关键指标上均表现出色。这一结果表明,在该数据集及特定模型架构下,0.000 1 的学习率是最优选择,它不仅确保训练过程的稳定性,还促进了模型对数据特征的有效学习,实现了较高的分类精度。

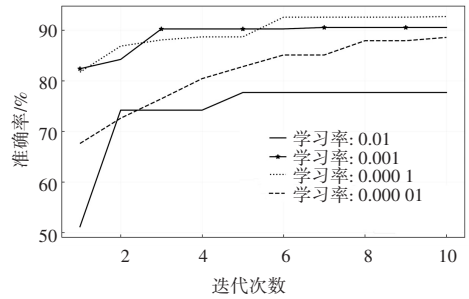


图 2　不同学习率的分类精确度

Fig. 2　Classification accuracy at different learning rates

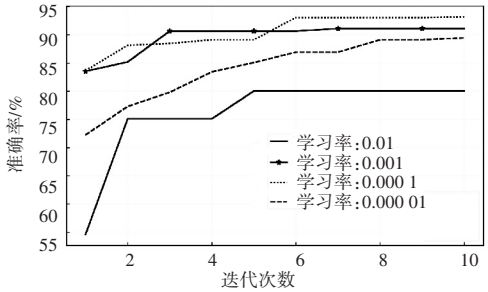


图 3　不同学习率的实例精确度

Fig. 3　Instance accuracy for different learning rates

3.4.2　不同模型的性能比较

本实验在学习率为 0.000 1 下将改进的 PointNet++&KAN 模型分别与 PointNet++模型,PointNet++&PConv 模型,PointNet++&GAM 模型进行性能对比。PointNet++&PConv 模型[16]引入 PConv 部分卷积技术,减少了深度学习模型中的冗余计算和内存访问,提高特征提取效率。PointNet++&GAM 模型[17]在 PointNet++特征提取模块中引入全局注意机制(GAM),以增强跨维交互和提高深度学习模型在计算机视觉任务上的性能。具体分类精度如图 4 所示,实例精度见图 5。

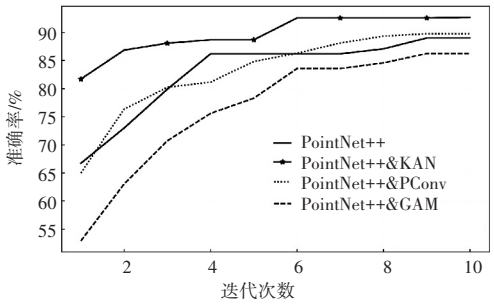


图 4　不同模型的分类精确度

Fig. 4　Classification accuracy of different models

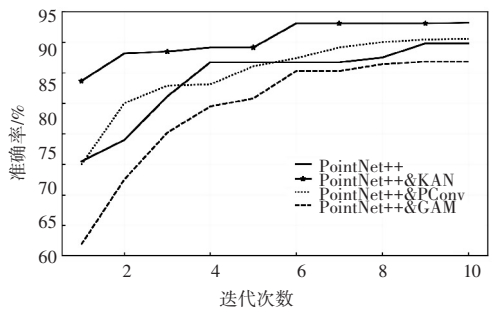


图 5　不同模型的实例精确度

Fig. 5　Instance accuracy for different models

实验结果显示,PointNet++&KAN 模型在分类精确度和实例精确度上都优于其他改进模型。这表明,融合 KAN 模型能够显著提高点云分类任务的性能。

4　结论

本文提出了一种基于 PointNet++模型 &KAN 的改进的点云网络架构,并在 ModelNet10 数据集下进行了模型性能测试。实验结果表明:改进的 PointNet++模型在不同学习率下的性能表现中,学习率为 0.000 1 时 MAC 和 OA 指标最佳。这一结果表明,引入 KAN 的 PointNet++模型在较低学习率下能够更有效地学习数据特征,同时保持模型的泛化能力。KAN 的引入增强了模型对局部特征的捕捉能力,以及对几何结构的深入理解,这在 3D 点云分类任务中尤为重要。综上所述,引入 KAN 的 PointNet++模型在保持原有架构优势的同时,有效提升了模型的性能和鲁棒性。

参考文献

[1] Kim K, Kim C, Jang C, et al. Deep learning-based dynamic object classification using LiDAR point cloud augmented by layer-based accumulation for intelligent vehicles [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 167: 113861.

[2] Liu Z, Wang Y, Vaidya S, et al. KAN: Kolmogorov-Arnold networks [PP/OL]. V1. arXiv (2024-04-30) [2025-01-02]. https://arxiv.org/abs/2404.19756.

[3] 方祥,马帅,韩利亚,等. 融合全局感知和跨点云交互的点云配准方法[J]. 光电工程,2025,52(10):91-100.

[4] 蒋博,马燕新,万建伟,等. 基于半球形邻域的激光雷达点云局部特征提取[J]. 信号处理,2022,38(2):329-339.

[5] 文沛,程英蕾,余旺盛. 基于深度学习的点云分类方法综述[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(16):49-75.

[6] 吴广钰,吉文来,李熹微,等. 高斯混合模型下的异源建筑物点云配准[J]. 测绘科学,2023,48(11):181-188.

[7] 刘云锴. 基于布模拟滤波和支持向量机的隧道三维点云提取算法[J]. 铁道技术监督,2023,51(5):70-76.

[8] 张坤祥,夏永华,伍福万,等. 多尺度特征融合和随机森林优化的点云分类[J]. 应用激光,2025,45(11):196-205.

[9] 单铉洋,孙战里,曾志刚. RFNet:用于三维点云分类的卷积神经网络[J]. 自动化学报,2023,49(11):2350-2359.

[10] 王江安,庞大为,黄乐秦,等. 基于多尺度特征递归卷积的稠密点云重建网络[J]. 图学学报,2022,43(5):875-883.

[11] 关迪元,张鑫宇,王增烨,等. 融合点云步态模型与深度学习的步态识别算法[J]. 计算机工程与设计,2025,46(8):2312-2319.

[12] 张凤翔,毛锐,周泉,等. 基于深度学习的散货港口接卸运载车辆识别方法[J]. 自动化技术与应用,2026,45(2):58-62,160.

[13] 宿洪智,郑少明,董鹏,等. 融合深度学习与云计算的智能调度系统优化策略[J]. 自动化技术与应用,2026,45(4):140-145.

[14] 程小龙,周威,黄月梅,等. 基于多尺度点体素的点云语义分割方法[J]. 激光与红外,2025,55(10):1525-1533.

[15] 舒军,李奕阳,杨莉,等. 一种基于残差 MLP 的多模态点云分类网络[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2024,38(6):242-249.

[16] Park S, Yeo Y J, Shin Y G. PConv: Simple yet effective convolutional layer for generative adversarial network[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(9): 1-12.

[17] Li C, Weiye C, Zewei X, et al. DAPnet: A double self-attention convolutional network for point cloud semantic labeling[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021(14), 9680-9691.