



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116168046 B

(45) 授权公告日 2023. 08. 25

(21) 申请号 202310456371.X
 (22) 申请日 2023.04.26
 (65) 同一申请的已公布的文献号
 申请公布号 CN 116168046 A
 (43) 申请公布日 2023.05.26
 (73) 专利权人 山东省凯麟环保设备股份有限公司
 地址 274900 山东省菏泽市巨野县北环路
 与垌堆路交汇处东南角
 (72) 发明人 徐龙生 王呈周 董利亚 杨克显
 李雷
 (74) 专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221
 专利代理师 李琳

(51) Int.Cl.
 G06T 7/10 (2017.01)
 G06V 10/74 (2022.01)
 (56) 对比文件
 CN 114067112 A, 2022.02.18
 CN 114241226 A, 2022.03.25
 CN 115601275 A, 2023.01.13
 CN 112233124 A, 2021.01.15
 CN 113239749 A, 2021.08.10
 US 2021286371 A1, 2021.09.16
 zhang jianhua. Detection and
 segmentation of unlearned objects in
 unknow environment.《IEEE》.2021,全文.
 审查员 岳孟果

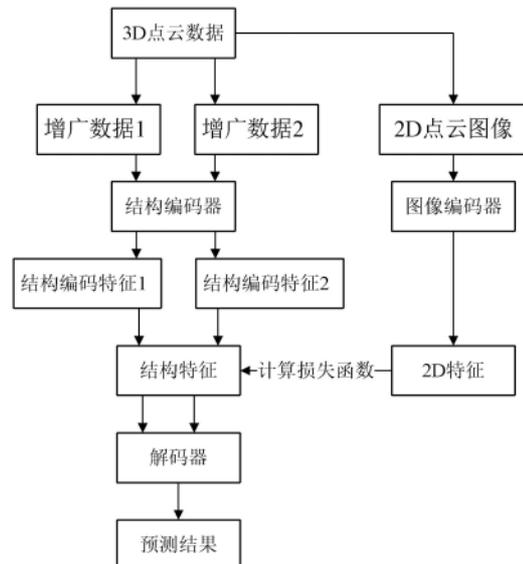
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

复杂环境下的3D点云语义分割方法、系统、介质及设备

(57) 摘要

本发明属于点云语义分割技术领域,提供了复杂环境下的3D点云语义分割方法、系统、介质及设备,针对标签依赖的问题,借助少量标记点云数据和大量未标记点云数据来缓解,基于跨模态学习,挖掘3D模态中的空间结构特征和2D-3D跨模态的对应关系,通过在统一的语义特征空间最大化2D和3D特征的相似度,借助2D外观语义信息和点云的空间不变特性,增强模态间的交互,能够更高效的捕捉点云的局部几何信息。并且通过一个端对端网络能够快速适应复杂环境,增强分割的准确性。



1. 复杂环境下的3D点云语义分割方法,其特征在于,包括如下步骤:

根据3D点云数据随机渲染生成2D图像;

基于3D点云数据和2D图像和训练后的点云语义分割模型得到3D点云语义分割结果;其中,所述点云语义分割模型的构建过程包括:

基于3D点云数据,搭建增广字典,基于增广字典构建增广数据,通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征;对2D图像进行特征提取得到2D图像特征;

通过跨模态学习,将2D图像特征和3D图像特征映射到统一的语义特征空间,并且通过捕捉二者之间的对应关系,基于2D描述得到3D点云数据中局部点的特征表示;

将学习到的3D图像特征通过解码器解码得到3D点云语义分割结果;

所述基于增广字典构建增广数据,具体包括:

搭建的增广字典包含多个增广步骤,每个增广步骤设置一个增广因子;

对3D点云数据进行增广时,对于每一个增广步骤都随机生成一个增广概率;当该增广概率大于增广因子时,采用该增广步骤,反之则不使用该增广步骤;

所述通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征:

步骤1:将3D点云数据通过卷积块学习得到第一权重,将第一权重与3D点云相乘,输出第一特征张量;

步骤2:通过多层感知器对第一特征张量进行特征提取,输出第二特征张量;基于第二特征张量,通过卷积块学习得到第二权重,将第二权重与第二特征张量相乘,得到第三张量;

步骤3:重复步骤2,依次将特征维度增加得到的最终张量作为结构编码特征。

2. 根据权利要求1所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法,其特征在于,所述卷积块由在每个点上共享的多层感知器、最大池化层和完全连接层组成,输出一个 $W \times W$ 的仿射变换矩阵, W 取决于卷积块的输入的特征维度,所述多层感知器和最大池化层都包括一个ReLU激活函数和批处理规范化操作。

3. 根据权利要求1所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法,其特征在于,在点云语义分割模型训练时,采用弱监督学习范式,只将有标签的部分数据通过解码器上采样,然后计算分割损失。

4. 根据权利要求1所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法,其特征在于,在得到增广数据后,通过对比学习范式来学习3D模态内具有区分性的3D特征,包括:基于对比损失得到最大化增广数据的相似度、最小化不同点云之间的结构特征的相似度。

5. 根据权利要求1所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法,其特征在于,所述2D图像特征和3D图像特征的映射关系,通过在特征空间内最大化2D图像和3D点云之间的特征相似度得到。

6. 复杂环境下的3D点云语义分割系统,应用如权利要求1所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法实现,其特征在于,包括:

2D图像渲染模块,其被配置为:根据3D点云数据随机渲染生成2D图像;

语义分割模块,其被配置为:基于3D点云数据和2D图像和训练后的点云语义分割模型得到3D点云语义分割结果;其中,所述点云语义分割模型的构建过程包括:

基于3D点云数据,搭建增广字典,基于增广字典构建增广数据,通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征;对2D图像进行特征提取得到2D图像特征;

通过跨模态学习,将2D图像特征和3D图像特征映射到统一的语义特征空间,并且通过捕捉二者之间的对应关系,基于2D描述得到3D点云数据中局部点的特征表示;

将学习到的3D图像特征通过解码器解码得到3D点云语义分割结果。

7.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现根据权利要求1-5中任一项所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。

8.一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现根据权利要求1-5中任一项所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。

复杂环境下的3D点云语义分割方法、系统、介质及设备

技术领域

[0001] 本发明属于点云语义分割技术领域,尤其涉及复杂环境下的3D点云语义分割方法、系统、介质及设备。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本发明相关的背景技术信息,不必然构成在先技术。

[0003] 机器人在巡检过程中需要应用点云分割对周围环境进行感知和识别,从而替代人工实现智能巡检。点云分割是一种用于分离点云数据中不同部分的技术,进而实现环境感知和物体识别,对于机器人的智能操作具有重要的意义。具体来说,机器人通过激光雷达或深度相机对周围环境进行扫描,获取环境点云数据,通过点云分割技术,可以对环境中的障碍物、地面、墙壁等进行分离,构建地图模型,对周围的物体进行分离与识别。

[0004] 然而对于点云分割技术来说,主要存在着两项挑战:(1)复杂环境:在复杂的环境中,点云分割的难度大大增加,例如对于具有复杂形状的物体、多种颜色的物体以及带有遮挡的物体,点云分割效果可能不佳;(2)点云标注数据量:点云数据量巨大,但是人工标记费时费力,只是用少量的点云数据训练模型会严重影响点云分割的准确性。目前,现有的点云分割模型需要大量的数据和计算资源,这使得训练过程变得困难,并且现有模型很难对分割结果进行解释,这限制了模型的透明性和可靠性。

发明内容

[0005] 为了解决上述背景技术中存在的至少一项技术问题,本发明提供复杂环境下的3D点云语义分割方法及系统,其基于弱监督跨模态的3D点云语义分割方法,来降低对数据标签的依赖,来增强对3D点云数据的理解。基于对比学习范式,通过学习3D点云模态中的具有区分性的结构特征,以及2D图像和3D点云之间的视觉概念映射关系,来学习3D点云模态中的空间不变性。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0007] 本发明的第一个方面提供复杂环境下的3D点云语义分割方法,包括如下步骤:

[0008] 根据3D点云数据随机渲染生成2D图像;

[0009] 基于3D点云数据和2D图像和训练后的点云语义分割模型得到3D点云语义分割结果;其中,所述点云语义分割模型的构建过程包括:

[0010] 基于3D点云数据,搭建增广字典,基于增广字典构建增广数据,通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征;对2D图像进行特征提取得到2D图像特征;

[0011] 通过跨模态学习,将2D图像特征和3D图像特征映射到统一的语义特征空间,并且通过捕捉二者之间的对应关系,基于2D描述得到3D点云数据中局部点的特征表示;

[0012] 将学习到的3D图像特征通过解码器解码得到3D点云语义分割结果。

[0013] 进一步的,所述基于增广字典构建增广数据,具体包括:

- [0014] 搭建的增广字典包含多个增广步骤,每个增广步骤设置一个增广因子;
- [0015] 对3D点云数据进行增广时,对于每一个增广步骤都随机生成一个增广概率;当该增广概率大于增广因子时,采用该增广步骤,反之则不使用该增广步骤。
- [0016] 进一步的,所述通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征:
- [0017] 步骤1:将3D点云数据通过卷积块学习得到第一权重,将第一权重与3D点云相乘,输出第一特征张量;
- [0018] 步骤2:通过MLP层对第一特征张量进行特征提取,输出第二特征张量;基于二特征张量,通过卷积块学习得到第二权重,将第二权重与第二特征张量相乘,得到第三张量;
- [0019] 步骤3:重复步骤2,依次将特征维度增加得到的最终张量作为结构编码特征。
- [0020] 进一步的,所述卷积块由在每个点上共享的多层感知器、最大池化层和完全连接层组成,输出一个 $W \times W$ 的仿射变换矩阵, W 取决于卷积块的输入的特征维度,所述多层感知器和最大池化层都包括一个ReLU激活函数和批处理规范化操作。
- [0021] 进一步的,在点云语义分割模型训练时,采用弱监督学习范式,只将有标签的部分数据通过解码器上采样,然后计算分割损失。
- [0022] 进一步的,在得到增广数据后,通过对比学习范式来学习3D模态内具有区分性的3D特征,包括:基于对比损失得到最大化增广数据的相似度、最小化不同点云之间的结构特征的相似度。
- [0023] 进一步的,所述2D图像特征和3D图像特征的映射关系,通过在特征空间内最大化2D图像和3D点云之间的特征相似度得到。
- [0024] 本发明的第二个方面提供复杂环境下的3D点云语义分割系统,包括:
- [0025] 2D图像渲染模块,其被配置为:根据3D点云数据随机渲染生成2D图像;
- [0026] 语义分割模块,其被配置为:基于3D点云数据和2D图像和训练后的点云语义分割模型得到3D点云语义分割结果;其中,所述点云语义分割模型的构建过程包括:
- [0027] 基于3D点云数据,搭建增广字典,基于增广字典构建增广数据,通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征;对2D图像进行特征提取得到2D图像特征;
- [0028] 通过跨模态学习,将2D图像特征和3D图像特征映射到统一的语义特征空间,并且通过捕捉二者之间的对应关系,基于2D描述得到3D点云数据中局部点的特征表示;
- [0029] 将学习到的3D图像特征通过解码器解码得到3D点云语义分割结果。
- [0030] 本发明的第三个方面提供一种计算机可读存储介质。
- [0031] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上述所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。
- [0032] 本发明的第四个方面提供一种电子设备。
- [0033] 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如上述所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。
- [0034] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:
- [0035] 1、本发明基于跨模态学习,挖掘3D模态中的空间结构特征和2D-3D跨模态的对应关系,通过在统一的语义特征空间最大化2D和3D特征的相似度,借助2D外观语义信息和点云的空间不变特性,增强模态间的交互,能够更高效的捕捉点云的局部几何信息,并且通过

一个端对端网络能够快速适应复杂环境,增强分割的准确性。

[0036] 2、本发明基于弱监督学习范式,借助少量标记点云数据和大量未标记点云数据来缓解标签依赖的问题。

附图说明

[0037] 构成本发明的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。

[0038] 图1是本发明实施例提供的复杂环境下的3D点云语义分割方法网络框架。

[0039] 图2是本发明实施例提供的结构编码器和解码器的结构图。

具体实施方式

[0040] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步说明。

[0041] 应该指出,以下详细说明都是例示性的,旨在对本发明提供进一步的说明。除非另有指明,本文使用的所有技术和科学术语具有与本发明所属技术领域的普通技术人员通常理解相同含义。

[0042] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0043] 术语解释

[0044] 复杂环境是指在现实世界中遇到的具有多种形状、尺寸、纹理、颜色和关系的物体构成的场景。在点云分割技术中,复杂环境会给算法和模型带来许多挑战。以下是复杂环境的一些具体特点:

[0045] 复杂形状的物体:现实世界中的物体形状多种多样,从简单的几何形状(如立方体、球体)到具有复杂曲面和结构的物体(如植被、建筑物)。复杂形状的物体会使点云分割变得更加困难。

[0046] 多种颜色的物体:环境中的物体可能具有各种颜色和纹理,这可能导致点云分割算法难以区分相邻的物体或识别同一物体的不同部分。

[0047] 遮挡和交叠:复杂环境中的物体可能相互遮挡或重叠,使得点云分割算法难以正确地分割它们。此外,遮挡还会导致点云数据中出现缺失和不完整的信息。

[0048] 背景噪声和杂散点:由于传感器误差、环境光照等因素,点云数据中可能存在背景噪声和杂散点。这些噪声点会干扰点云分割算法的性能。

[0049] 动态环境:复杂环境中的物体可能在不同时间点发生运动,导致点云数据的动态变化。处理这些动态变化对于点云分割算法来说是一个挑战。

[0050] 大规模和高密度:复杂环境中的点云数据通常具有大规模和高密度的特点,这意味着点云分割算法需要处理大量的点以及它们之间的复杂关系。这不仅增加了计算复杂度,还可能导致内存和存储的问题。

[0051] 实施例一

[0052] 如图1-图2所示,本实施例提供复杂环境下的3D点云语义分割方法,包括如下步

骤:

[0053] S1:根据3D点云数据随机渲染生成2D图像。

[0054] 获取3D点云数据集A:

[0055] $A = \{(P_1, I_1, Y_1), \dots, (P_N, I_N, Y_N), (P_{N+1}, I_{N+1}), \dots, (P_{N+M}, I_{N+M})\}$,

[0056] 其中, N表示有标签点云数据的个数, M表示无标签点云的个数, $P_i \in R^{D \times L}, i \in \{1, \dots, N+M\}$ 表示点云数据, $I_i \in R^{H \times W \times 3}, i \in \{1, \dots, N+M\}$ 表示根据点云数据 P_i 渲染得到的2D图像, 每个点云数据 P_i 中有D个数据点, 每个点的特征维度是 $L > 3$, 特征中包含位置和颜色信息, $H \times W$ 表示2D图像的长宽; $Y_i \in R^1, i \in \{1, \dots, N\}$ 表示点云数据的标签;

[0057] 对于 P_i , 本实施例中使用预训练的DISN(deep implicit surface network)随机选取一个角度进行渲染得到2D图像 I_i 。

[0058] S2:学习3D模态内的具有区分性的结构特征。

[0059] 利用点云在3D空间的几何不变性, 通过构建两个增广的点云数据, 基于对比学习范式来学习3D模态内具有区分性的3D特征。

[0060] 具体来说, 首先搭建一个增广字典, 在这个字典中包含旋转、缩放、平移、归一化、弹性失真等多种增广步骤, 每种增广步骤设置一个数值在0-1之间的增广因子。

[0061] 为了方便起见, 本实施例中这里设置所有增广步骤的增广因子都为0.5。

[0062] 对点云数据进行增广时, 对于每一个增广步骤都随机生成一个增广概率, 当值大于增广因子时, 采用该增广步骤, 反之则不使用该增广步骤。

[0063] 因此, 对于每一个点云数据 P_i , 可以基于增广字典通过随即线性组合的方式得到不同的增广数据。

[0064] 在本发明中, 考虑计算复杂度问题, 只考虑使用 P_i 的两个增广数据 P_i^{g1}, P_i^{g2} 。

[0065] 由于点云数据在几何空间内具有不变性, 增广之后的数据在特征空间内也是相似的。

[0066] 所以通过一个结构编码器提取两个增广数据 P_i^{g1}, P_i^{g2} 的结构编码特征 Z_i^{g1}, Z_i^{g2} , 同一个点云数据 P_i 生成的 Z_i^{g1}, Z_i^{g2} 在特征空间应该是相似的, 且不同点云数据 P_i 和 $P_k, k \neq i$ 生成的增广数据在特征空间的距离应该尽可能远。

[0067] 最大化 Z_i^{g1}, Z_i^{g2} 的相似度、最小化不同点云之间的结构特征相似度可以基于对比损失InfoNCE Loss定义为:

$$\begin{aligned}
 L_{info} = & -\frac{1}{2K} \left(\ln \frac{\exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g1}, Z_i^{g2})}{\tau}\right)}{\sum_{k=1, k \neq i}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g1}, Z_k^{g1})}{\tau}\right) + \sum_{k=1}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g1}, Z_k^{g2})}{\tau}\right)} \right. \\
 [0068] \quad & \left. + \ln \frac{\exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g2}, Z_i^{g1})}{\tau}\right)}{\sum_{k=1, k \neq i}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g2}, Z_k^{g2})}{\tau}\right) + \sum_{k=1}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i^{g2}, Z_k^{g1})}{\tau}\right)} \right)
 \end{aligned}$$

[0069] 其中, $\cos(\cdot)$ 表示计算余弦相似度, τ 是超参数, K 是同一批次参与训练的点云数据量。

[0070] 得到的大化 Z_i^{g1}, Z_i^{g2} 的相似度、最小化不同点云之间的结构特征相似度用于计算模型的梯度, 采用随机梯度下降方法来优化模型。

[0071] 所述结构编码器具体编码过程如下:

[0072] S2.1: 输入的3D点云 $P_i \in R^{D \times L}$ 通过一个卷积块学习到一个大小为 $L \times L$ 权重, 权重与输入的3D点云相乘, 使得3D点云得到对齐, 保证了模型的对特定空间转换的不变性, 输出 $D \times L$ 的特征张量。

[0073] S2.2: 通过MLP层对S2.1得到的特征张量进行特征提取, 输出 $D \times 64$ 的特征张量。这个特征张量通过一个卷积块学习到一个大小为 64×64 权重, 权重与输入的特征张量相乘, 输出 $D \times 64$ 的二维张量。

[0074] S2.3: 重复S2.2的步骤3次, 依次将特征维度增加到 $[128, 512, 1024]$, 最终得到一个 $D \times 1024$ 的二维张量作为结构特征。

[0075] S2.2中, 所述卷积块由在每个点上共享的多层感知器(Multi-Layer Perception, MLP)、最大池化层(Max pooling)和两个输出大小为 (W, W) 的完全连接层(fully connected layers, FC)组成, 用于输出一个 $W \times W$ 的仿射变换矩阵, W 取决于卷积块的输入的特征维度。值得注意的是, 除了最后一层, 卷积块的所有层都包括一个ReLU激活函数和批处理规范化(Batch Normalization, BN)操作。

[0076] S3: 学习3D点云数据和2D图像之间跨模态的映射关系。

[0077] S3中, 2D图像 I_i 是随机选取一个角度, 根据点云数据 P_i 渲染出来的, 描述的是点云数据平面的外观信息, 因此二者之间天然的具有映射关系。

[0078] 通过跨模态之间学习, 能够将2D图像特征和3D图像特征映射到一个统一的语义特征空间, 并且通过捕捉二者之间的对应关系, 能够基于2D描述得到3D点云数据中局部的点的更广义的特征表示。

[0079] 由于2D图像和3D点云之间存在较大的属性差异, 因此本发明通过常见的ResNet网络作为图像编码器对2D图像进行特征提取, 对于点云数据 P_i 可以得到2D特征 $F_i \in R^{D \times 1024}$ 。为了学习跨模态之间点云数据的映射关系, 同时将特征编码 Z_i^{g1}, Z_i^{g2} 求均值后得到 Z_i 来表征点云数据 P_i 。

[0080] 在特征空间内最大化2D图像和3D点云之间的特征相似度可以定义为：

$$L_{matc\ h} = -\frac{1}{2K} \left(\ln \frac{\exp\left(\frac{\cos(Z_i, F_i)}{\tau}\right)}{\sum_{k=1, k \neq i}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i, Z_k)}{\tau}\right) + \sum_{k=1}^K \exp\left(\frac{\cos(Z_i, F_k)}{\tau}\right)} + \ln \frac{\exp\left(\frac{\cos(F_i, Z_i)}{\tau}\right)}{\sum_{k=1, k \neq i}^K \exp\left(\frac{\cos(F_i, F_k)}{\tau}\right) + \sum_{k=1}^K \exp\left(\frac{\cos(F_i, Z_k)}{\tau}\right)} \right)$$

[0082] 通过最大化2D图像和3D点云之间的特征相似度可以学习跨模态之间点云数据的映射关系,根据空间不变性的假设,物体的相同部分,例如沙发扶手,无论从哪个角度观测(也就是2D图像)都和3D的物体(3D点云)之间存在相似特征,因此需要最大化二者之间的特征相似度。

[0083] 上述方案的优势在于,基于跨模态学习,挖掘3D模态中的空间结构特征和2D-3D跨模态的对应关系。通过在统一的语义特征空间最大化2D和3D特征的相似度,借助2D外观语义信息和点云的空间不变特性,增强模态间的交互,能够更高效的捕捉点云的局部几何信息,并且通过一个端对端网络能够快速适应复杂环境,增强分割的准确性。

[0084] S4:输出预测语义分割结果。

[0085] 通过一个解码器将学习到的3D结构表征 Z_i 映射到原始点云大小。

[0086] 由于点云数据集A中只有部分点云数据存在标签,因此在训练过程中,只将有标签的部分数据 $\{(P_1, I_1, Y_1), \dots, (P_N, I_N, Y_N)\}$ 通过解码器上采样,然后计算分割损失。

[0087] 所述解码器的具体上采样过程如下：

[0088] S4.1:将3D结构特征 $Z_i \in R^{D \times 1024}$ 和2D外观特征 $F_i \in R^{D \times 1024}$ 进行融合作为解码器的输入 $Z_i + W_i F_i$,其中, W_i 是一个可学习的参数。通过一个卷积块学习到一个大小为 1024×1024 权重,权重与输入特征相乘,输出维度大小为 $D \times 1024$ 的二维张量。

[0089] S4.2:通过共享的MLP层对S4.1得到的张量进行特征提取,输出 $D \times 512$ 的特征张量。这个特征张量通过一个卷积块学习到一个大小为 512×512 权重,权重与输入的特征张量相乘,输出 $D \times 64$ 的二维张量。

[0090] S4.3:重复S2.2的步骤3次,依次将特征维度增加到 $[128, 63, L]$,最终得到一个 $D \times L$ 的二维张量,通过一个全连接层和softmax函数得到最终的语义分割预测结果。

[0091] 本实施例中,S4中所述分割损失采用交叉熵损失。

[0092] 在整个分割框架中,无标签数据只应用在所述S2、S3中,用于从点云数据本身挖掘有用的结构和外观信息,优化S2所述的结构编码器。有标签数据除优化结构编码器外,主要用于学习解码器的模型权重。

[0093] 上述方案的优势在于,基于弱监督学习范式,借助少量标记点云数据和大量未标记点云数据来缓解标签依赖的问题。

[0094] 本发明的方案可以应用于无人驾驶的城市场景下的实例分割,但不仅限于该场景,还可应用于其他复杂环境下。

[0095] 表1是本公开方法基于开源3D点云数据集ScanNetv2的一个仿真实验,其中训练集

中只使用20%的标签,其余80%的数据当作无标签数据进行处理。本实验采用总体的分类准确度PA(Point Accuracy),即分类正确的点数和点云总点数的比值;平均分类准确度MPA(Mean Point Accuracy),即计算每一类分类正确的点数和该类的所有点数的比值然后求平均;每一类的平均IoU值MIoU(Mean Intersection over Union)作为评估指标。

[0096] 表1 本发明与其他算法准确度比较

	方法	PA	MPA	MIoU
[0097]	全监督方法	63.8	61.3	46.8
	SPLATNet	68.9	67.1	53.4
	PointCNN	72.2	69.8	57.6
弱监督方法	MPRM	69.5	60.6	53.1
	本方法	75.4	72.6	54.0

[0098] 实施例二

[0099] 本实施例提供复杂环境下的3D点云语义分割系统,包括:

[0100] 2D图像渲染模块,其被配置为:根据3D点云数据随机渲染生成2D图像;

[0101] 语义分割模块,其被配置为:基于3D点云数据和2D图像和训练后的点云语义分割模型得到3D点云语义分割结果;其中,所述点云语义分割模型的构建过程包括:

[0102] 基于3D点云数据,搭建增广字典,基于增广字典构建增广数据,通过结构编码器提取增广数据的3D图像特征;对2D图像进行特征提取得到2D图像特征;

[0103] 通过跨模态学习,将2D图像特征和3D图像特征映射到统一的语义特征空间,并且通过捕捉二者之间的对应关系,基于2D描述得到3D点云数据中局部的点的特征表示;

[0104] 将学习到的3D图像特征通过解码器解码得到3D点云语义分割结果。

[0105] 实施例三

[0106] 本实施例提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上述所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。

[0107] 实施例四

[0108] 本实施例提供了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如上述所述的复杂环境下的3D点云语义分割方法中的步骤。

[0109] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

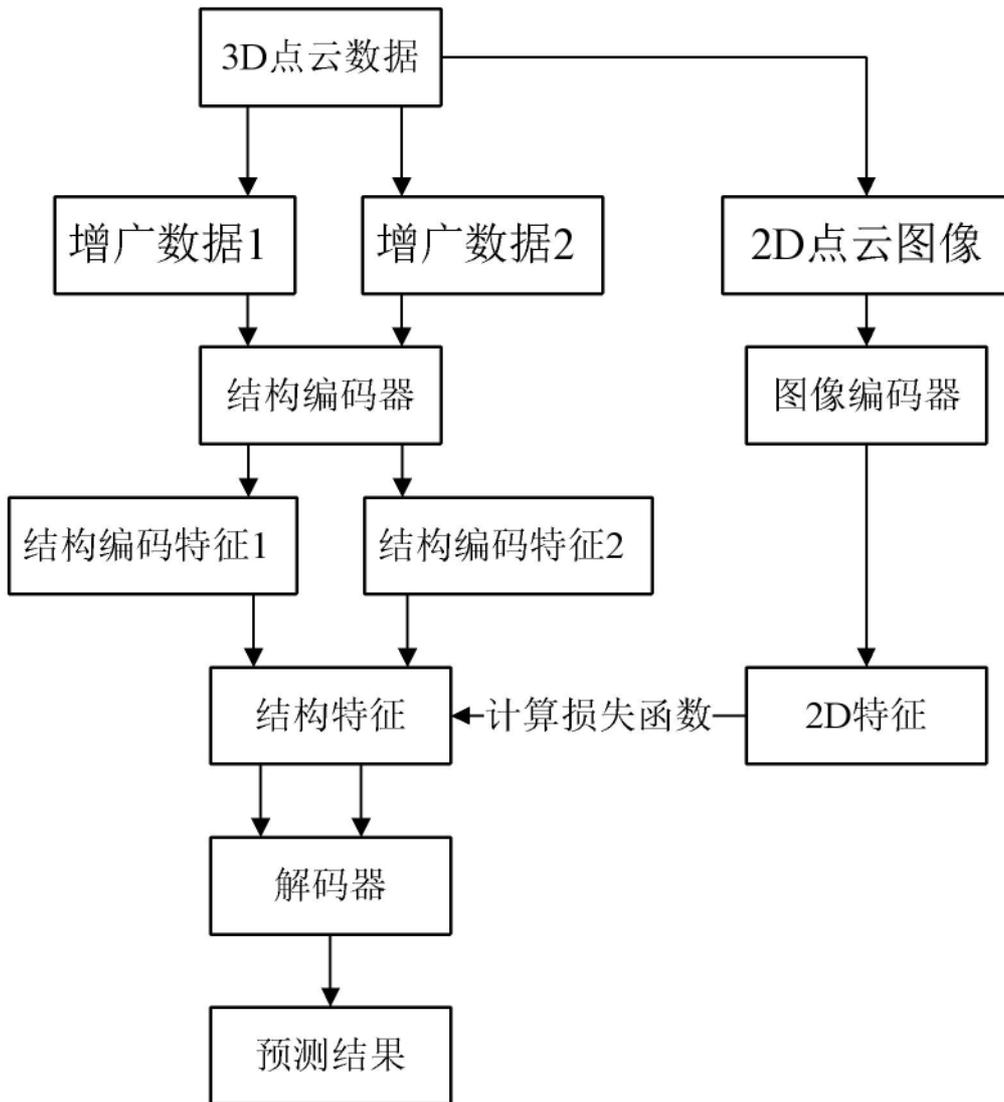


图1

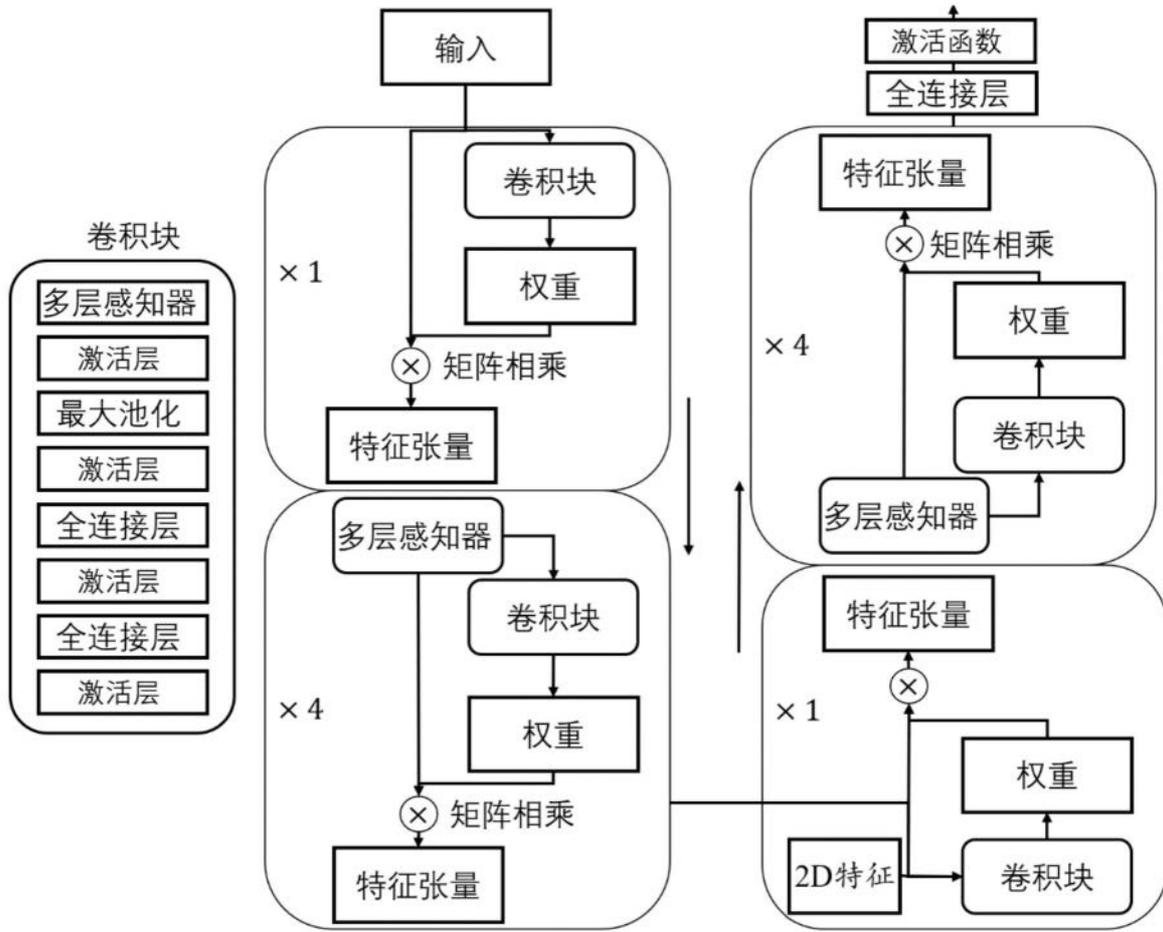


图2